

# 기상 자료를 이용한 태양광 발전 예측 모델 설계

솔라시도

강주영, 고아름, 김윤희, 유화영



## 01

### 프로젝트 개요

- 구성원 및 역할
- 프로젝트 기획 배경 및 목표
- WBS

## 02

### 프로세싱

- 데이터 수집
- 데이터 분석
- 데이터 분석 결과

## 03

### 기대 효과

- 분석을 통한 인사이트 도출
- 향후 개선 사항 및 기대 효과

## 04

### 개발 후기 및 느낀점

# 01. 프로젝트 개요

## 구성원 및 역할



**김윤희**

팀장

프로젝트 총괄  
데이터 전처리  
머신러닝 분석  
DNN 분석



**강주영**

팀원

데이터 수집 및 정제  
Prophet 분석  
파일 관리



**고아름**

팀원

데이터 수집 및 전처리  
ARIMA, SARIMA 분석  
AWS 관리



**유화영**

팀원

데이터 수집 및 모델링  
분석결과 정리  
LSTM 분석  
회의록 작성



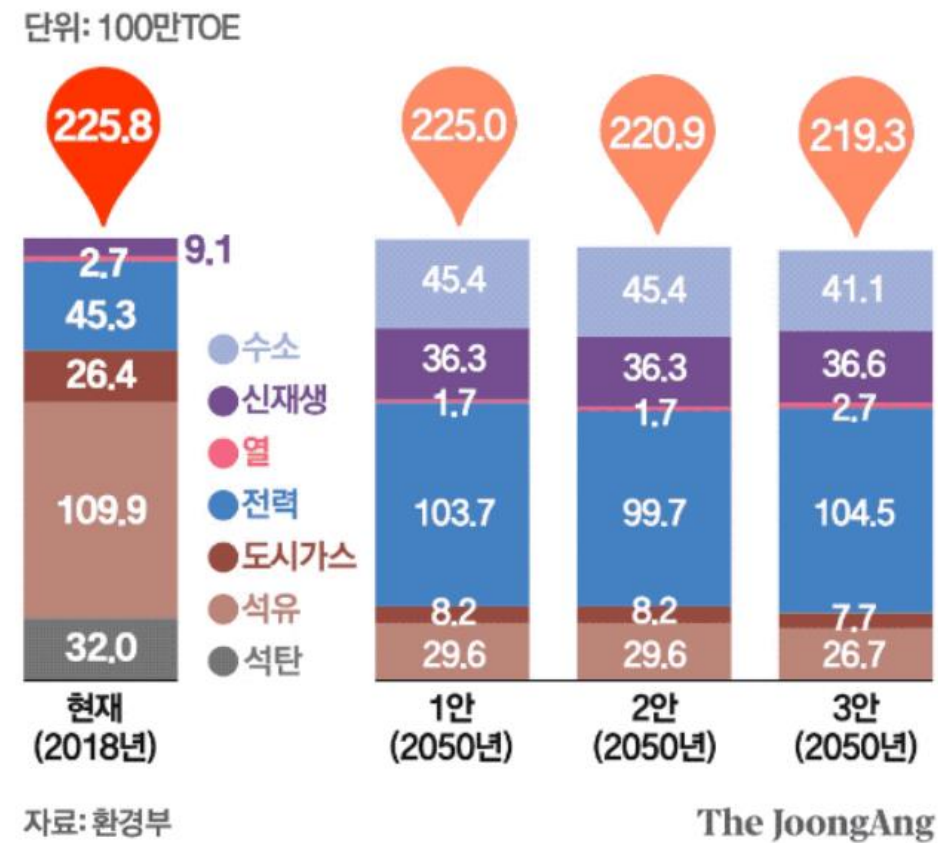


## 01. 프로젝트 개요 프로젝트 기획 배경 및 목표

# 01. 프로젝트 개요

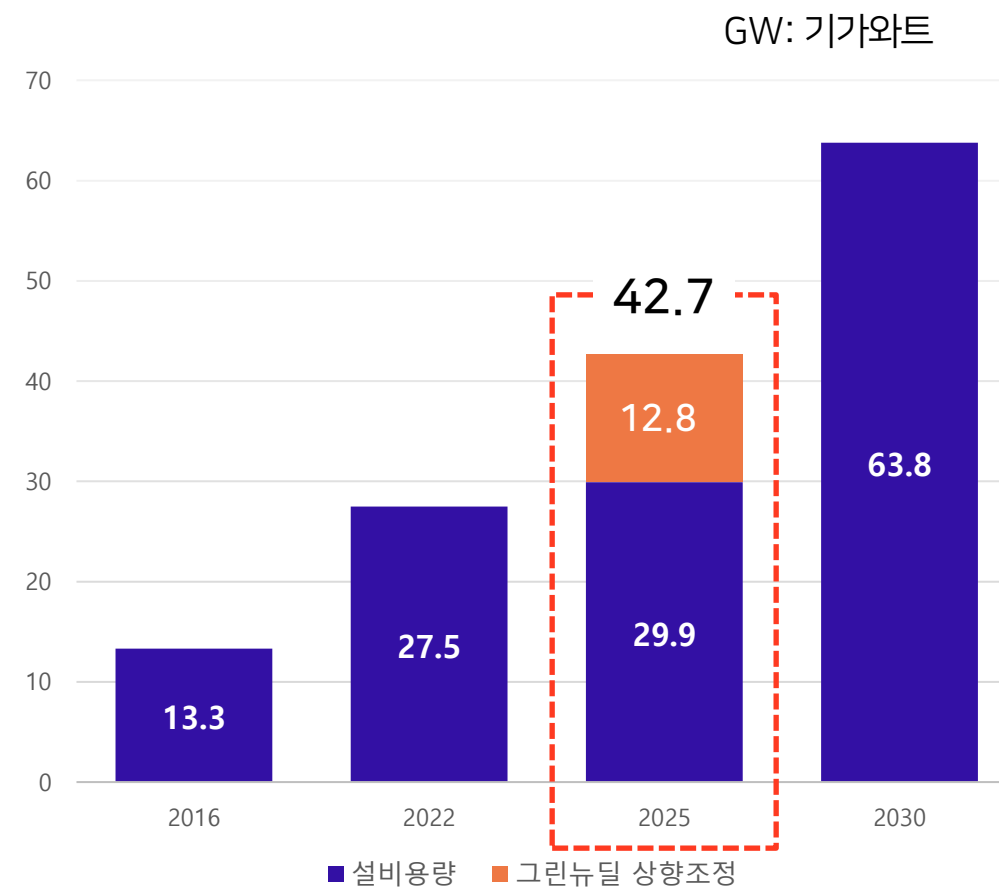
## 프로젝트 기획 배경 및 목표

2050 탄소 중립 시나리오  
최종에너지 수요 변화 <sup>1),2)</sup>

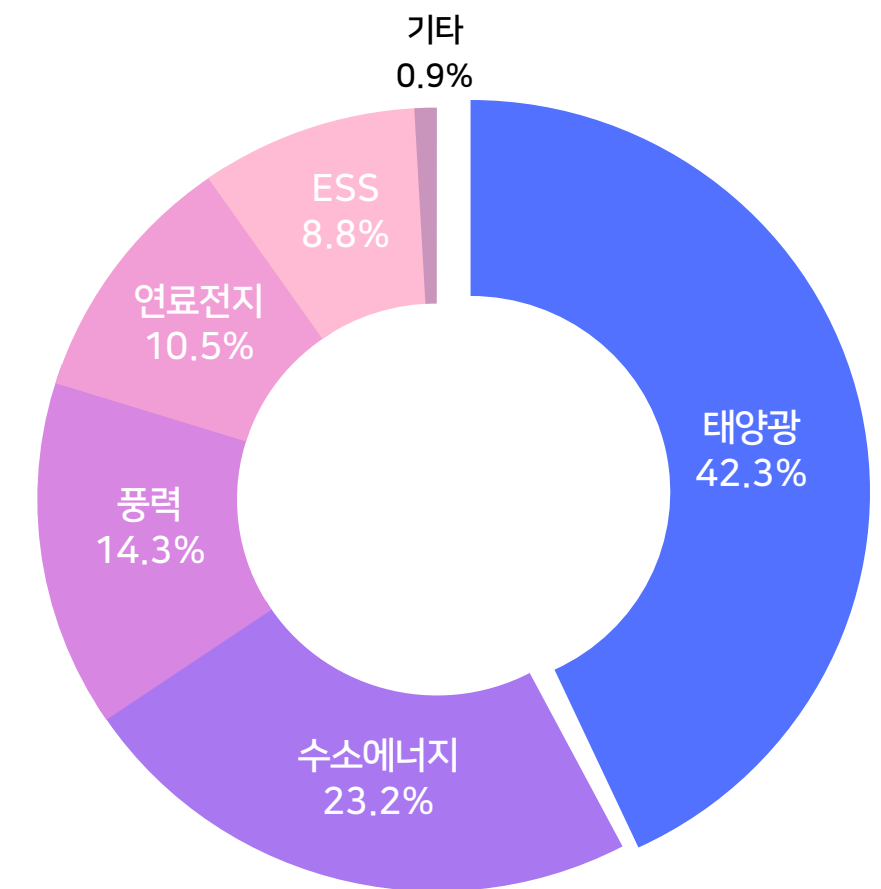


\*TOE (Tons of Equivalent): 석유환산톤,  
석유 1미터톤을 연소할 때 발생하는 에너지

그린뉴딜 과제 재생에너지  
3020<sup>3)</sup>



그린뉴딜 수혜로 올해 가장 큰 성장이  
예상되는 신재생에너지원 <sup>4)</sup>





# 01. 프로젝트 개요

## 프로젝트 기획 배경 및 목표

### 기존 전력망



현재

중앙 집중형의 발전형태입니다.

화석연료의 대규모 발전을 하고 있습니다.

단방향으로 전력과 정보가 흐르고 있습니다.

공급자 중심으로 설비가 운영되고 있습니다.

### 스마트 그리드 5)



미래

중앙집중 및 분산의 발전형태입니다.

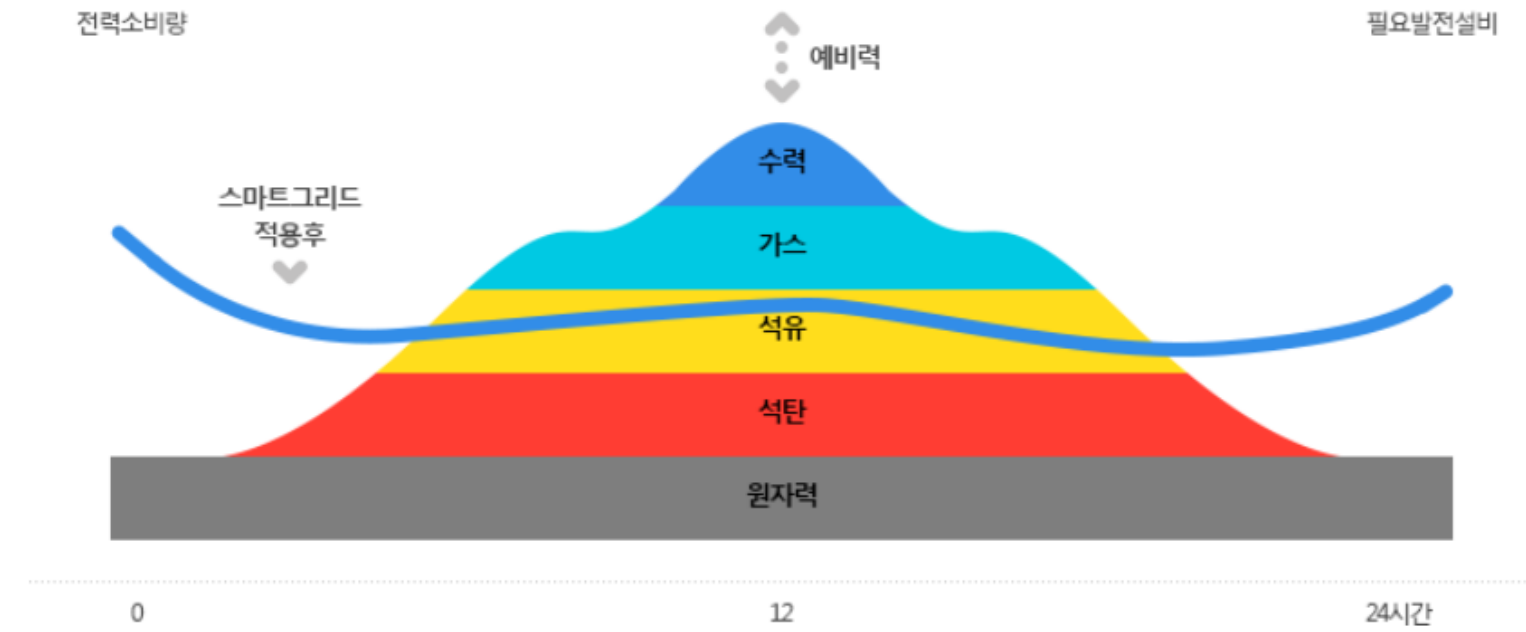
신·재생 에너지의 사용이 확대됩니다.

양방향으로 전력과 정보가 흐르게 됩니다.

소비자(수요측)의 참여로 설비가 운영됩니다.

### 에너지효율을 최적화 합니다.

현재 전기 에너지 소비는 주로 여름·겨울과 오후 시간대에 몰려있어 비효율적이나, 스마트그리드가 구축되면 효율이 최적화됩니다.



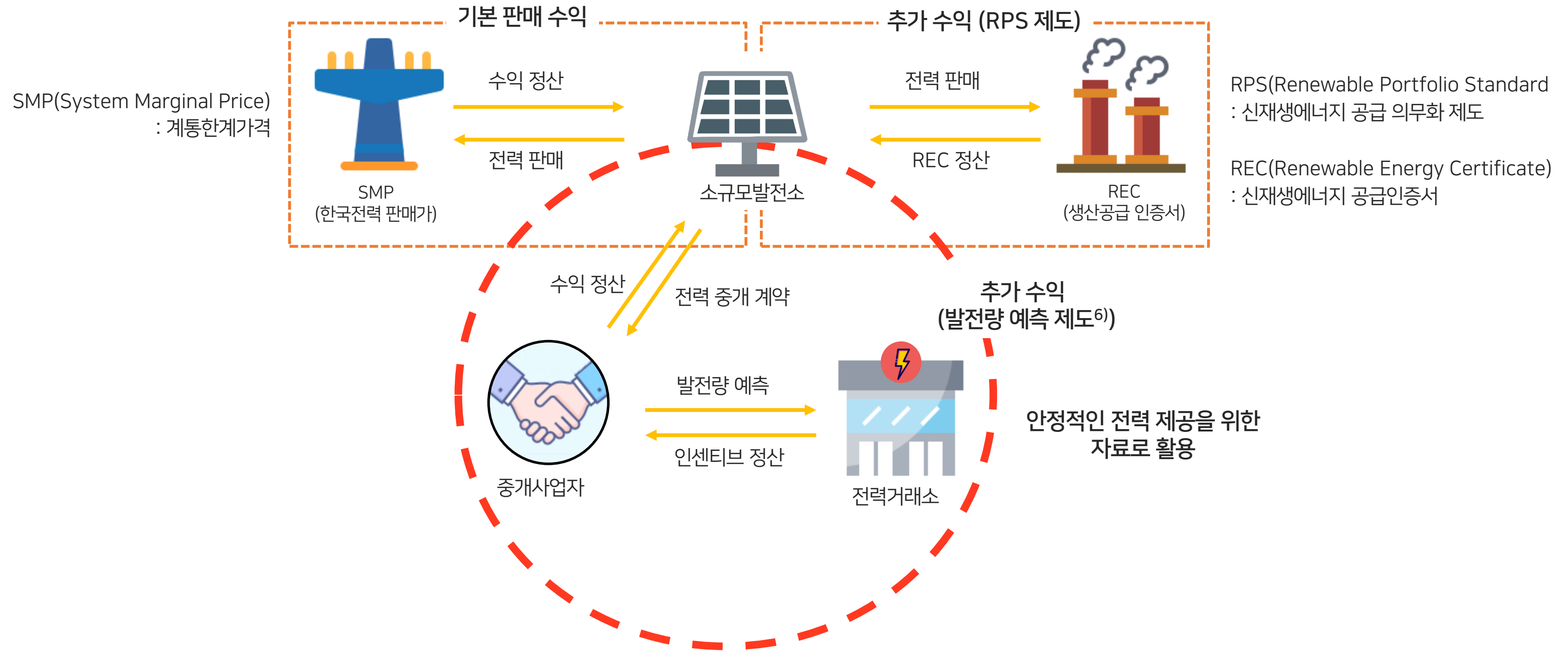
### 신·재생 녹색에너지를 확대합니다.

신·재생에너지는 일조량이나 바람의 세기에 따라 전력생산이 불규칙하여 현재의 전력망으로 수용하는데 한계가 있습니다. 따라서 신·재생에너지는 이러한 계통 연계문제가 해결될 때 확대보급이 가능합니다.



# 01. 프로젝트 개요

## 프로젝트 기획 배경 및 목표



### 재생에너지 발전량 예측제도란?

20MW 이상 태양광 및 풍력 발전사업자 등이 재생에너지 발전량을

하루 전에 미리 예측하여 제출하고,

당일 날 일정 오차율 이내로 이를 이행할 경우 정산금을 지급하는 제도

#### 1. 참여대상

① 20MW 이상 태양광 및 풍력 발전사업자 또는

② 1MW 이하 태양광 풍력을 20MW 이상 모집한 집합전력자원 운영자

(소규모 전력중개사업자)

#### 2. 참여조건

참여 사업자 예측능력의 신뢰성 담보를 위해 **등록시험 통과 필요**

(등록시험 통과기준: 1개월 동안 평균 예측오차율 10% 이하)

#### 3. 정산기준

예측오차율이 8% 이하인 경우 **태양광·풍력 발전량에 3~4원/kWh 정산금 지급**



태양광 중개사업자에게 필요한

# 태양광 발전 예측 모델 설계

# 01. 프로젝트 개요

## WBS

[K-Digital] 데이터 사이언스/엔지니어링 전문가

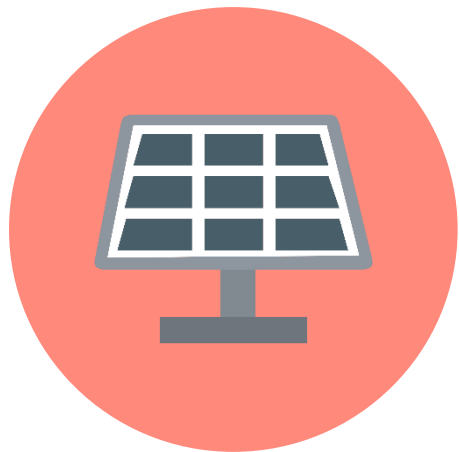
WBS(Work Breakdown Structure)																
팀명	1조, 솔라시도	프로젝트 타이틀			기상 자료를 이용한 태양광 발전 예측 모델 설계											
구분	내용	완료율	기간	시작 날짜	완료 날짜	담당자	9일 8/9	10일 8/10	11일 8/11	12일 8/12	13일 8/13	16일 8/16	17일 8/17	18일 8/18	19일 8/19	20일 8/20
프로젝트 관리	프로젝트 수행계획 수립	100%	1일	2021-08-09	2021-08-09	윤희, 아름, 화영, 주영										
	중간보고 및 확인	100%	1일	2021-08-13	2021-08-13	윤희, 아름, 화영, 주영										
	종료보고 및 확인	100%	1일	2021-08-19	2021-08-19	윤희, 아름, 화영, 주영										
프로젝트 수행	주제 선정															
	주제 탐색 리서치	100%	1일	2021-08-09	2021-08-09	윤희, 아름, 화영, 주영										
	세부 요구사항 정의	100%	1일	2021-08-09	2021-08-09	윤희, 아름, 화영, 주영										
	데이터 수집 및 탐색적 분석															
	주제 관련 도메인 리서치 및 관련 논문 분석	100%	10일	2021-08-10	2021-08-16	윤희, 아름, 화영, 주영										
	주제 관련 데이터 수집	100%	10일	2021-08-10	2021-08-16	윤희, 아름, 화영, 주영										
	데이터 모델링															
	데이터 전처리	100%	3일	2021-08-11	2021-08-13	윤희										
	feature engineering	100%	9일	2021-08-11	2021-08-17	윤희, 아름, 화영, 주영										
	modeling(ML / Prophet / ARIMA / LSTM)	100%	9일	2021-08-11	2021-08-17	윤희, 아름, 화영, 주영										
	Optimization	100%	9일	2021-08-11	2021-08-17	윤희, 아름, 화영, 주영										
	프로젝트 발표															
	프로젝트 PPT 제작	100%	3일	2021-08-17	2021-08-18	윤희, 아름, 화영, 주영										
	프로젝트 발표	100%	1일	2021-08-20	2021-08-20	윤희										



02. 프로세싱  
데이터 수집  
데이터 분석  
데이터 분석 결과

02. 프로세싱

데이터 수집



구분	태양광 발전에 영향을 미치는 요소 <sup>7)</sup>
기상요소	태양광 발전에 직접 영향을 미치는 기상요소 예 ) 일사량, 일조시간, 운량, 강우량 등
	태양전지의 효율에 영향을 미치는 요소 예 ) 온도, 풍속, 황사, 미세먼지, 연무 등
지리요소	태양광 발전 설비의 설치위치 예 ) 위도, 해발높이 등
설비요소	모듈의 설치형태 및 설치 각도 예 ) 고정형, 고정가변형, 추적형
	발전설비의 효율 예 ) 변압기, 인버터, 모듈 등
	선로손실, 전압강하, 유지보수 등

\* 차왕철, (2015), 태양광발전에 영향을 미치는 요소 분석을 통한 연간 발전량 예측에 관한 연구



## 02. 프로세싱 데이터 수집

태양광 발전 : 태양의 빛 에너지를 이용해 전기에너지를 얻는 발전

태양광발전의 효율을 높이려면 여러 기후조건과 태양의 입사각 고려 필요

### 기후데이터

온도, 강수량, 풍속에 따라 일사량이 달라지며 일사량에 따라 태양광 발전량 변화

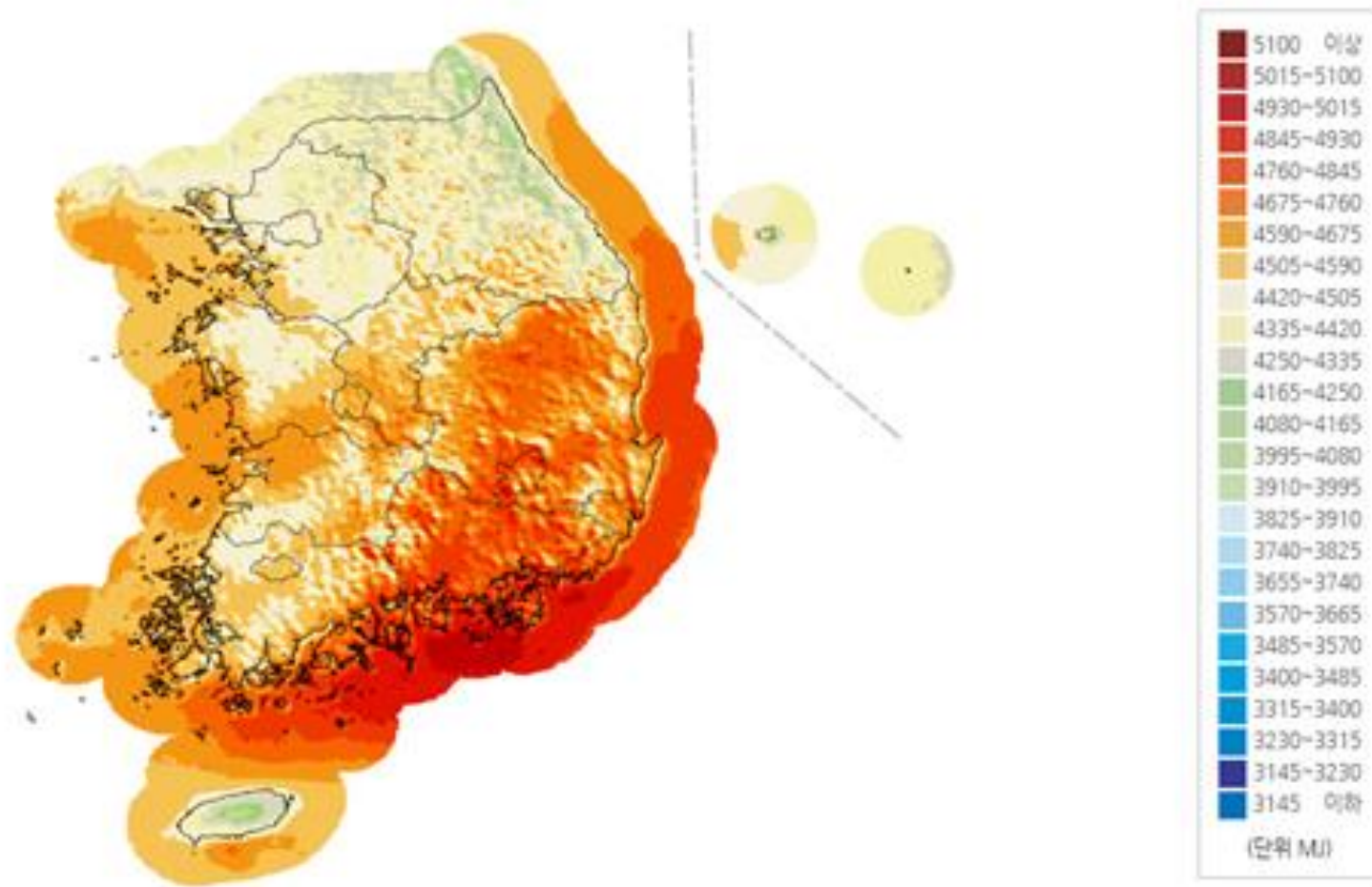


Fig. 태양기상자원지도 - 일사량 (국립기상과학원)<sup>8)</sup>

### 태양 남중고도, 방위각

태양전지모듈은 태양광선과 90도 각도일 때 가장 효율이 좋으며 방향은 정남향일수록 좋음  
계절에 따라 태양의 남중고도가 달라 태양광의 입사각이 변화되어 태양광 발전량 변화

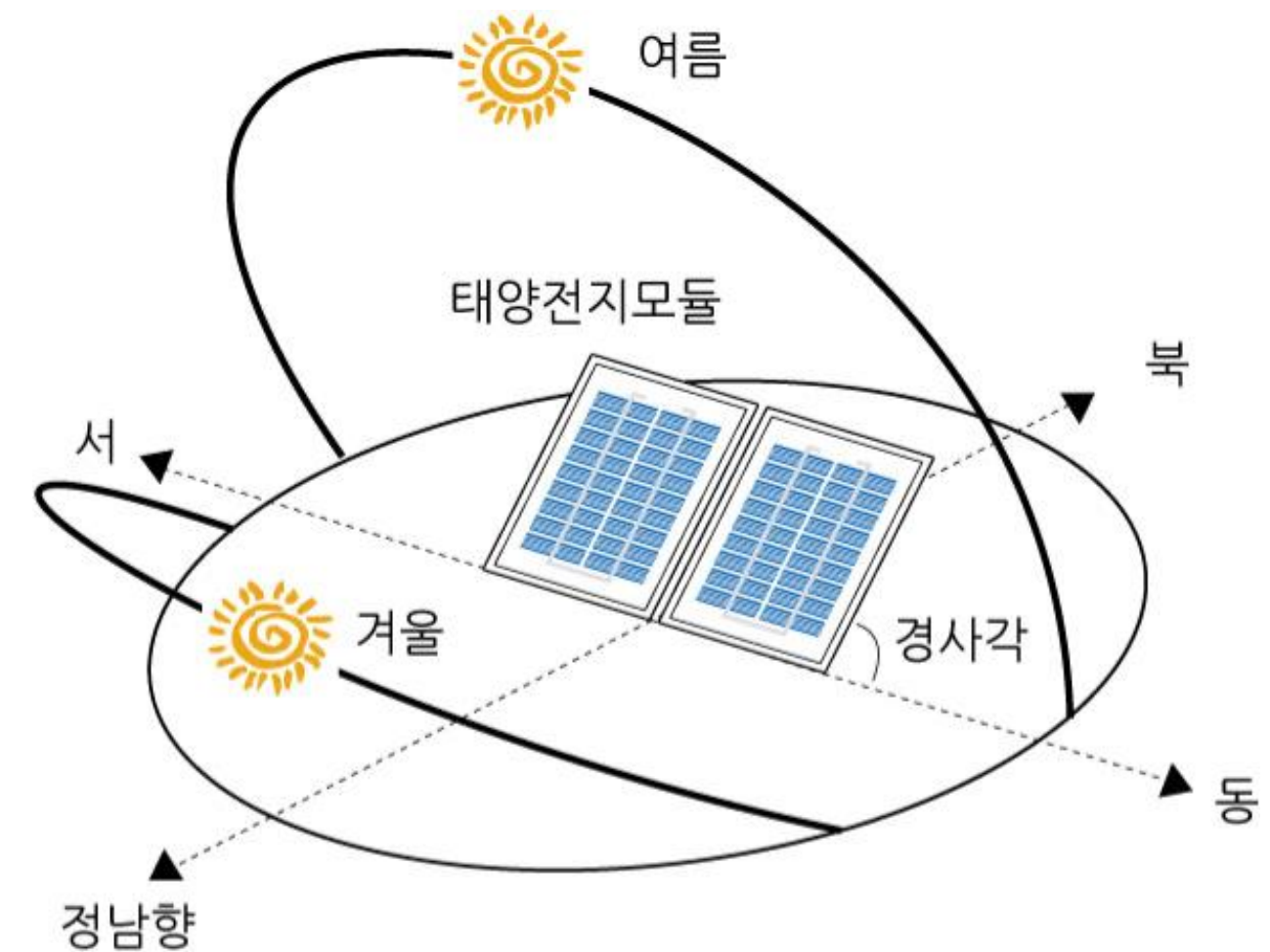




Fig. 태양전지 모듈과 계절별 태양 남중고도<sup>9)</sup>

## 02. 프로세싱 데이터 수집

사용 기간 : 2017.06.01 ~ 2021.06.30

데이터 출처	사용 데이터	데이터 설명
 한국남부발전 주	부산복합자재창고 태양광 발전	부산복합자재창고 태양광 발전 시간별 생산량 및 판매량 <sup>10)</sup>
 기상청 Korea Meteorological Administration	단기예보 Open API	부산 기준 발표한 단기예보 데이터 <sup>11)</sup>
 한국천문연구원 Korea Astronomy & Space Science Institute	태양 고도 정보	위치 기반 태양 고도 데이터 <sup>12)</sup>

## 02. 프로세싱

### 데이터 수집 - 전처리 과정

#### 기상청 단기 예보

3시간 기온 일최고기온 일최저기온 하늘상태 강수형태 강수확률  
동서성분 남북성분 1시간 강수량 1시간 적설 습도 파고 풍속 풍향

	float	category	float	float	float	float	category
datetime	3시간기온	강수형태	강수확률	습도	풍속	풍량	하늘상태
2017-06-01 06:00	18.0	0.0	0.0	80.0	2.1	108.0	1.0
2017-06-01 09:00	21.0	0.0	0.0	65.0	2.4	111.0	1.0
2017-06-01 12:00	22.0	0.0	0.0	65.0	2.2	114.0	1.0
2017-06-01 15:00	20.0	0.0	0.0	60.0	2.9	95.0	1.0
2017-06-01 18:00	19.0	0.0	0.0	65.0	1.0	86.0	1.0
...	...	...	...	...	...	...	...

데이터 선별

선형보간법으로  
시간별 Nan값 처리

datetime	3시간기온	강수형태	강수확률	습도	풍속	풍량	하늘상태
2017-06-01 09:00	21.0	0.0	0.0	65.0	2.4	111.0	1.0
2017-06-01 10:00	21.3	0.0	0.0	65.0	2.3	112.0	1.0
2017-06-01 11:00	21.7	0.0	0.0	65.0	2.3	113.0	1.0
2017-06-01 12:00	22.0	0.0	0.0	65.0	2.2	114.0	1.0
2017-06-01 13:00	21.3	0.0	0.0	63.3	2.4	107.7	1.0
2017-06-01 14:00	20.7	0.0	0.0	61.7	2.7	101.3	1.0
2017-06-01 15:00	20.0	0.0	0.0	60.0	2.9	95.0	1.0
...	...	...	...	...	...	...	...

#### 천문연구원

태양고도

	float	float
datetime	고도	방위각
2017-06-01 09:00	44.23	92.42
2017-06-01 12:00	76.04	158.50
2017-06-01 15:00	53.08	260.00
2017-06-01 18:00	16.44	285.35
2017-06-02 09:00	11.06	23.08
...	...	...

선형보간법으로 시간별 Nan값 처리

datetime	고도	방위각
2017-06-01 09:00	44.23	92.42
2017-06-01 10:00	54.83	114.45
2017-06-01 11:00	65.44	136.47
2017-06-01 12:00	76.04	158.50
2017-06-01 13:00	68.39	192.33
2017-06-01 14:00	60.73	226.17
2017-06-01 15:00	53.08	260.00
...	...	...

수리적 계산 방법으로  
태양의 위치 계산

## 02. 프로세싱

### 데이터 수집 - 전처리 과정

Fig. 태양고도 선형보간법 & 수리적 계산 결과 비교

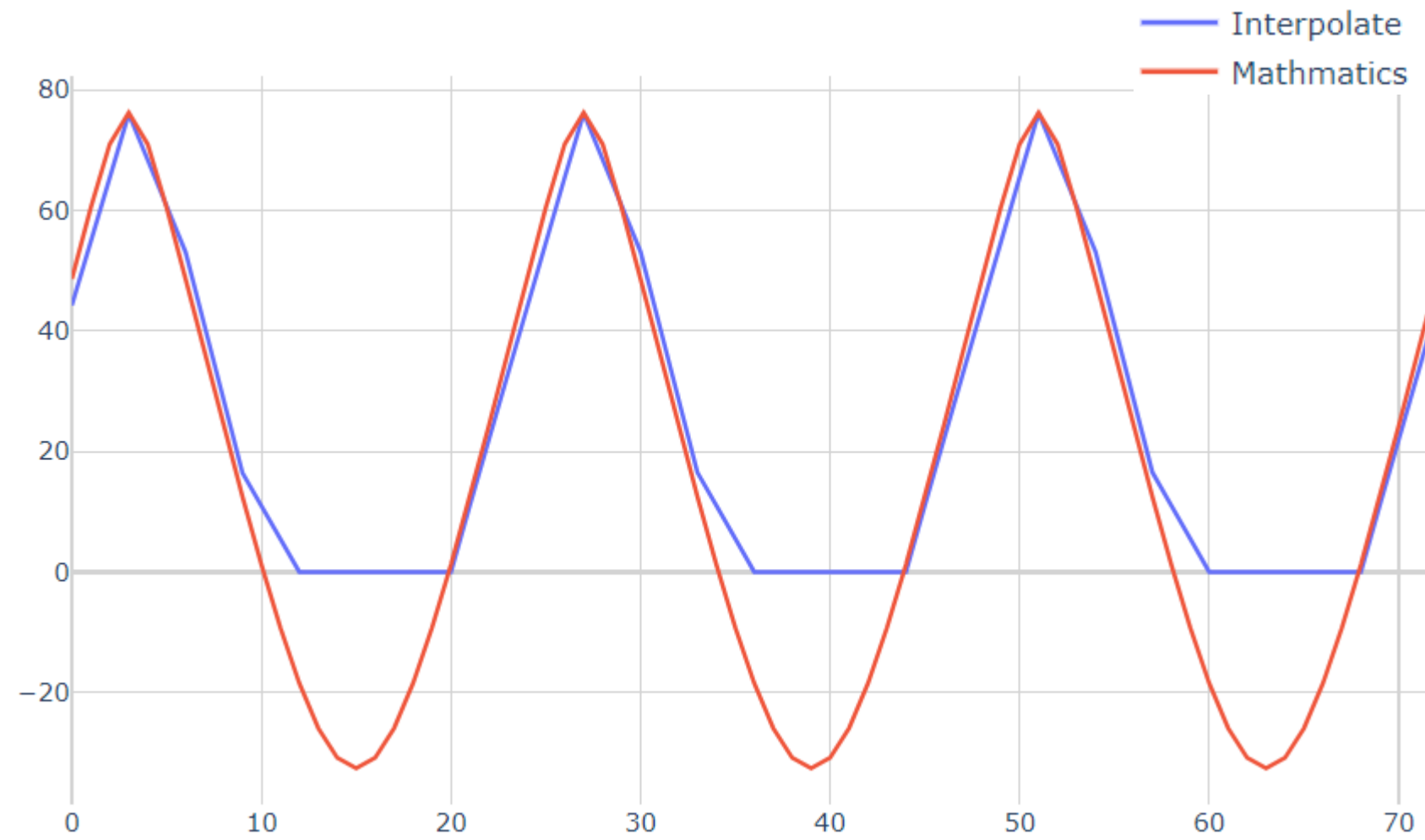
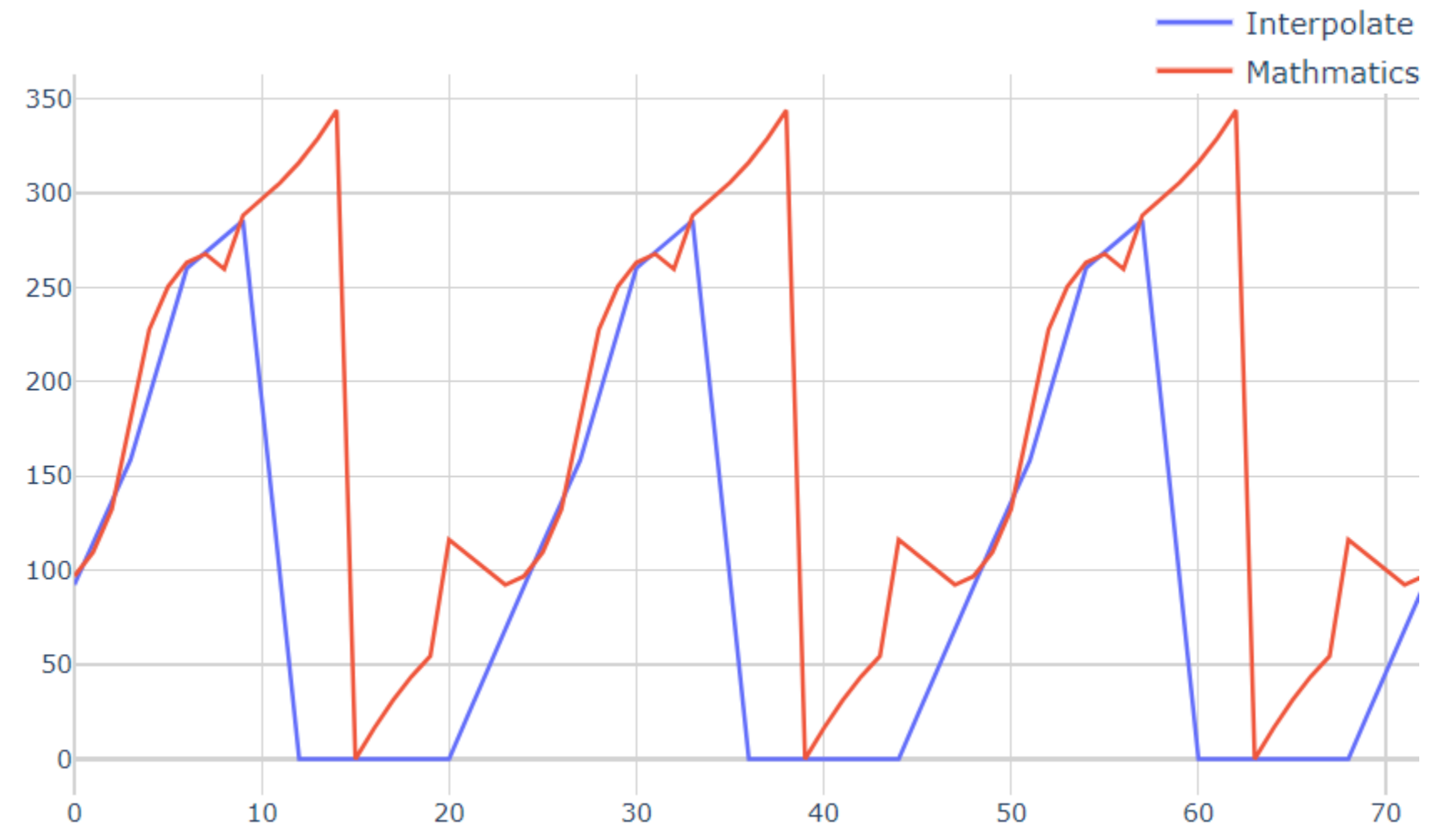


Fig. 방위각 선형보간법 & 수리적 계산 결과 비교





# 02. 프로세싱

## 데이터 분석 - 데이터

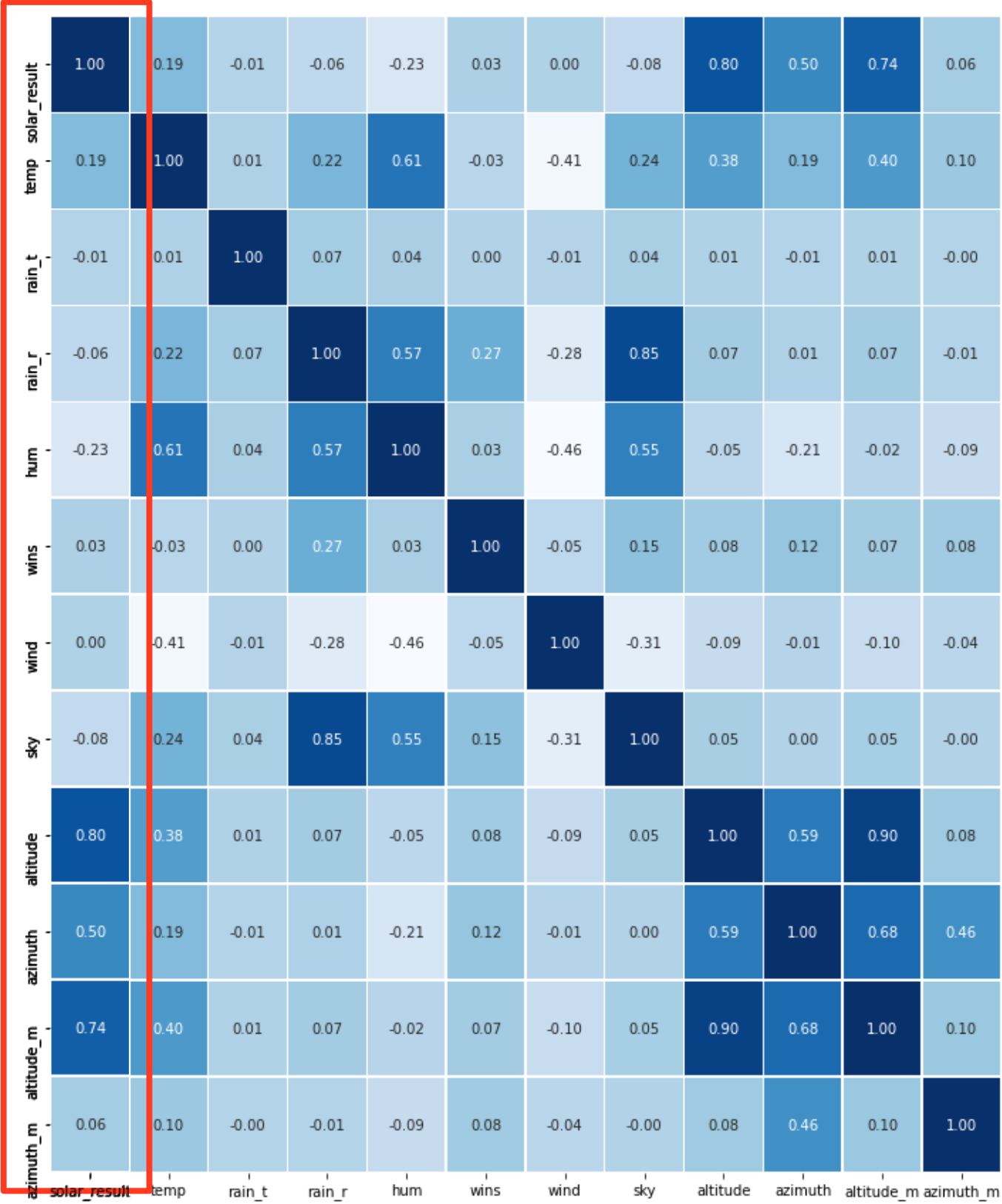


Table.기후 요소와 태양광 발전량 간의 상관관계를 내림차순으로 정리

영어명 변수	한글명 변수	태양광 발전량과의 상관관계
atitude	고도	0.8
altitude_m	고도_수학적 계산	0.74
azimuth	방위각	0.5
temp	기온	0.19
azimuth_m	방위각_수학적 계산	0.06
wins	풍속	0.03
wind	풍향	0
rain_t	강수 유형	-0.01
rain_r	강수 확률	-0.06
sky	하늘 상태	-0.08
hum	습도	-0.23

일변량 시계열 분석

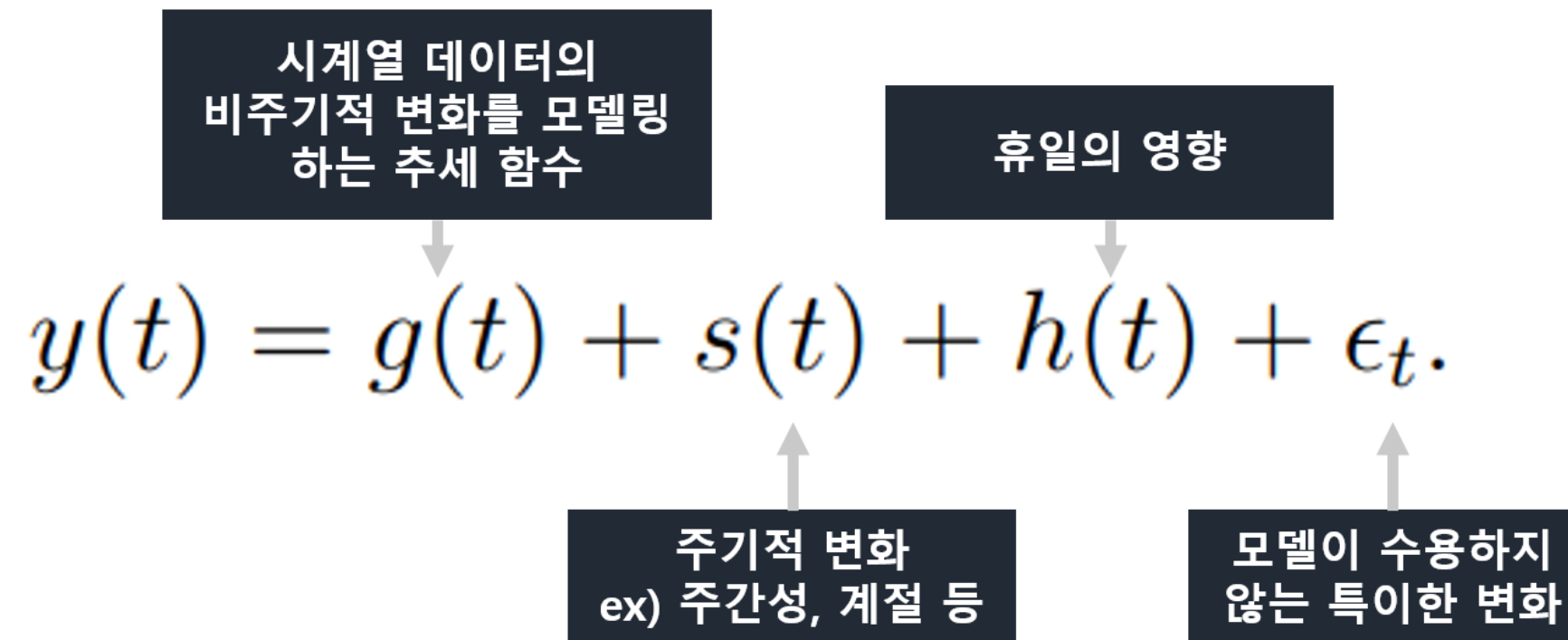
Prophet

ARIMA

SARIMA

# Prophet

Facebook 제공 라이브러리로 비선형 데이터를 사용해 일간, 주간, 연간 주기를 기준으로 추세를 파악해 보여주는 모델  
여러 번의 파라미터 튜닝 필요없이 비교적 간단하게 대략적인 추세를 알 수 있음<sup>13)</sup>



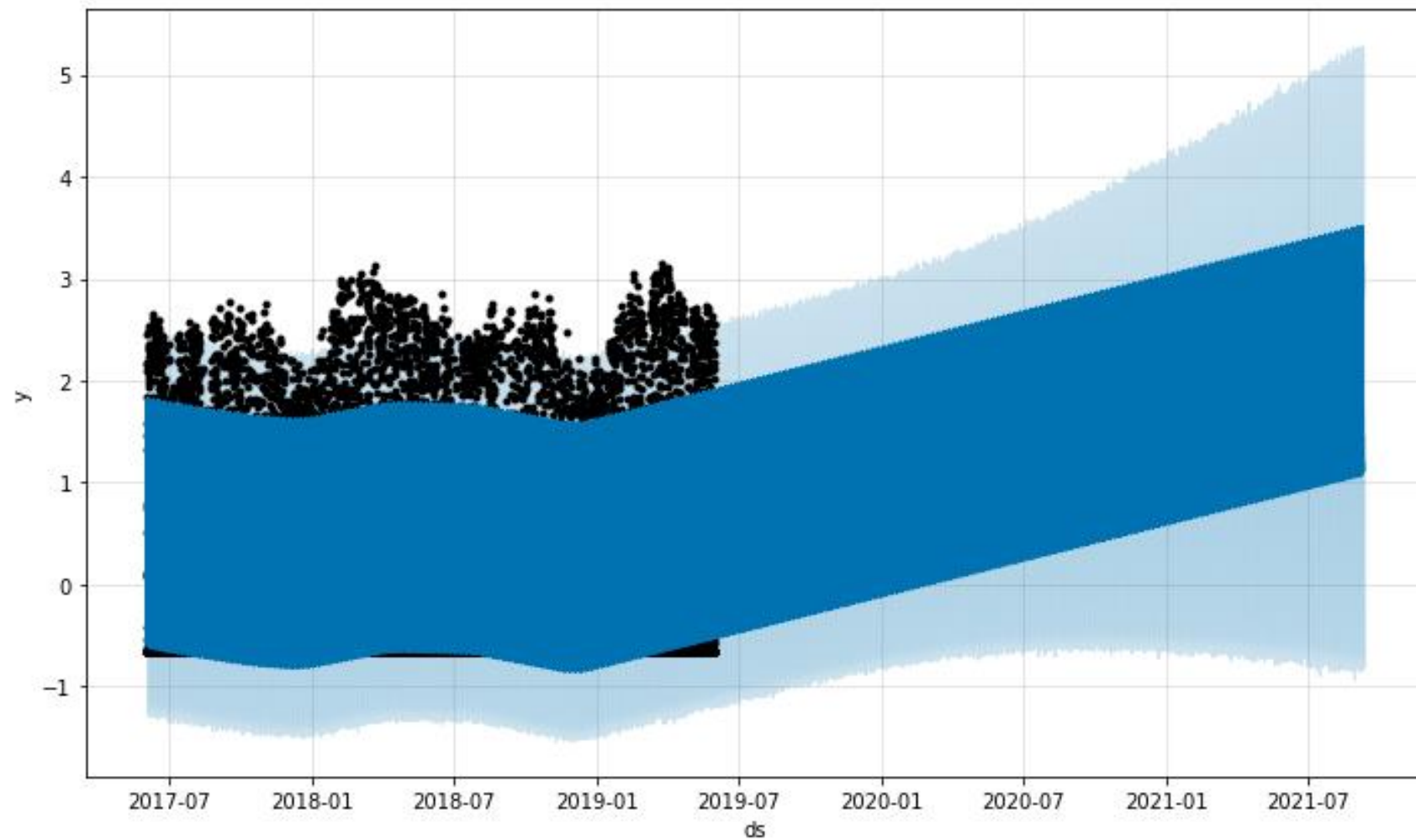
## 02. 프로세싱

### 데이터 분석 - 일변량 시계열 분석

# Prophet

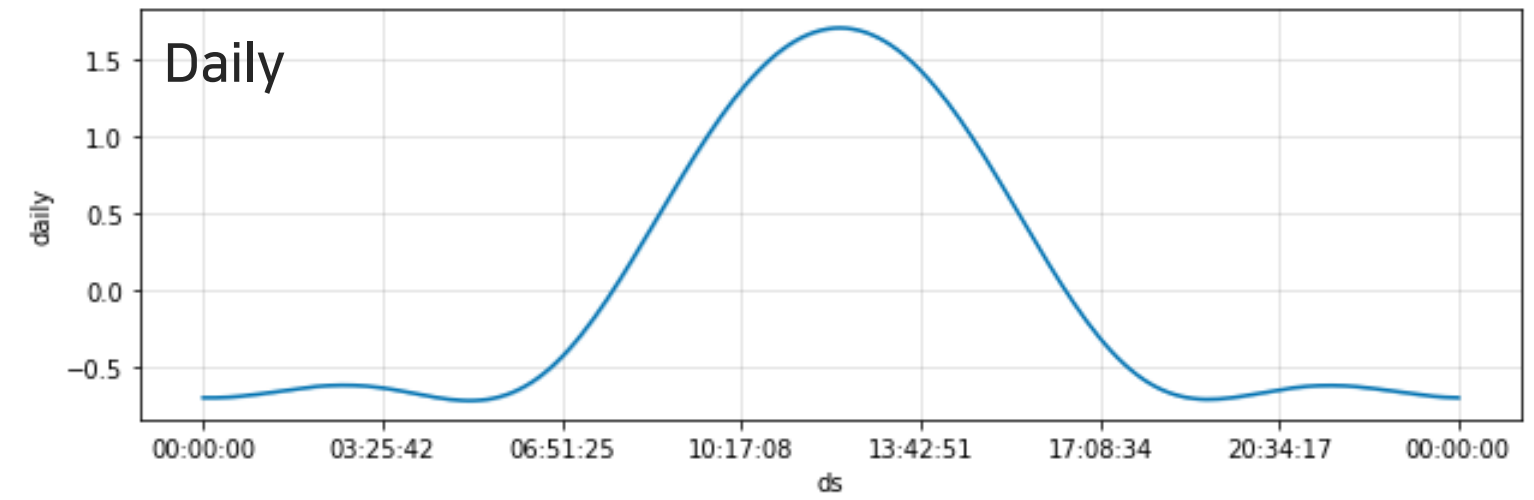
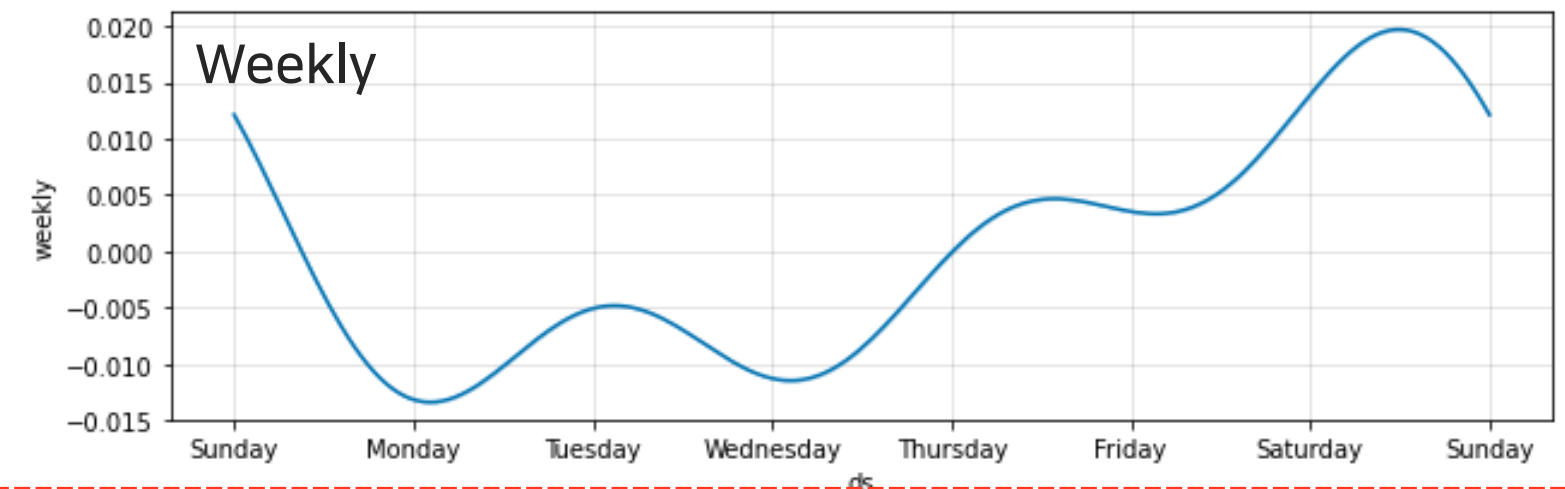
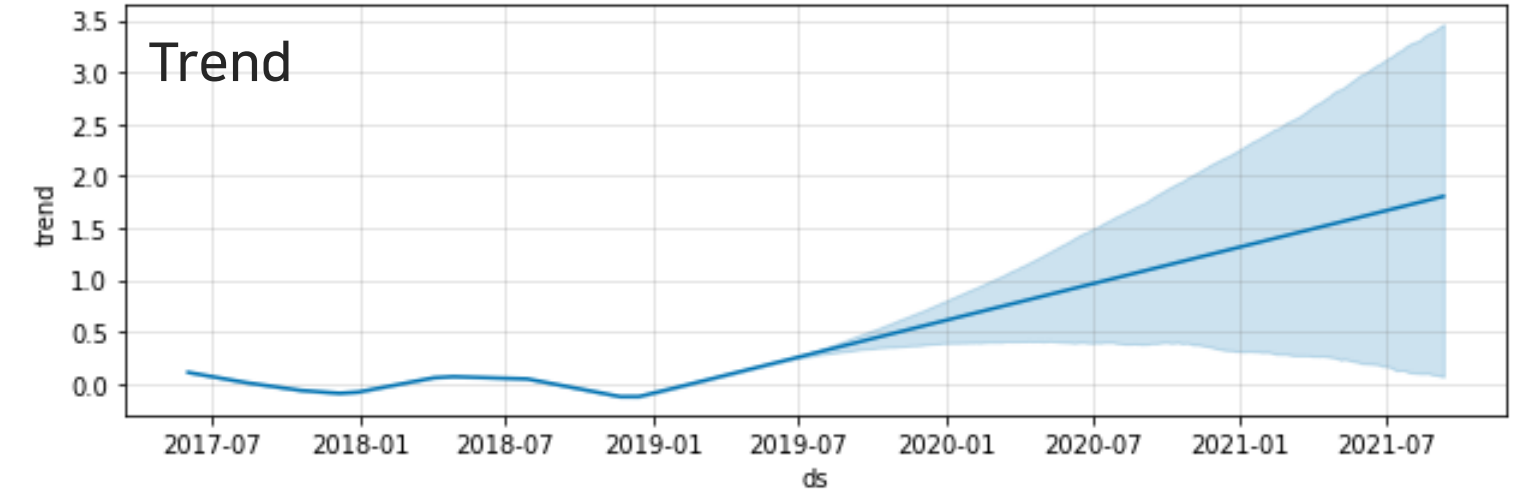
1. Argument: 태양광 발전량(y), 시간(ds)
2. Parameter: frequent='H' (시간 기준)
3. 2019년 6월 1일 기준으로 train과 test set으로 나눠 예측

Fig. 실측 & 예측 결과 추세 그래프



Ref. 14) ~ 18)

Fig. 추세 그래프





## 02. 프로세싱

### 데이터 분석 - 일변량 시계열 분석

Fig. 시간별 발전량 예측 및 비교결과

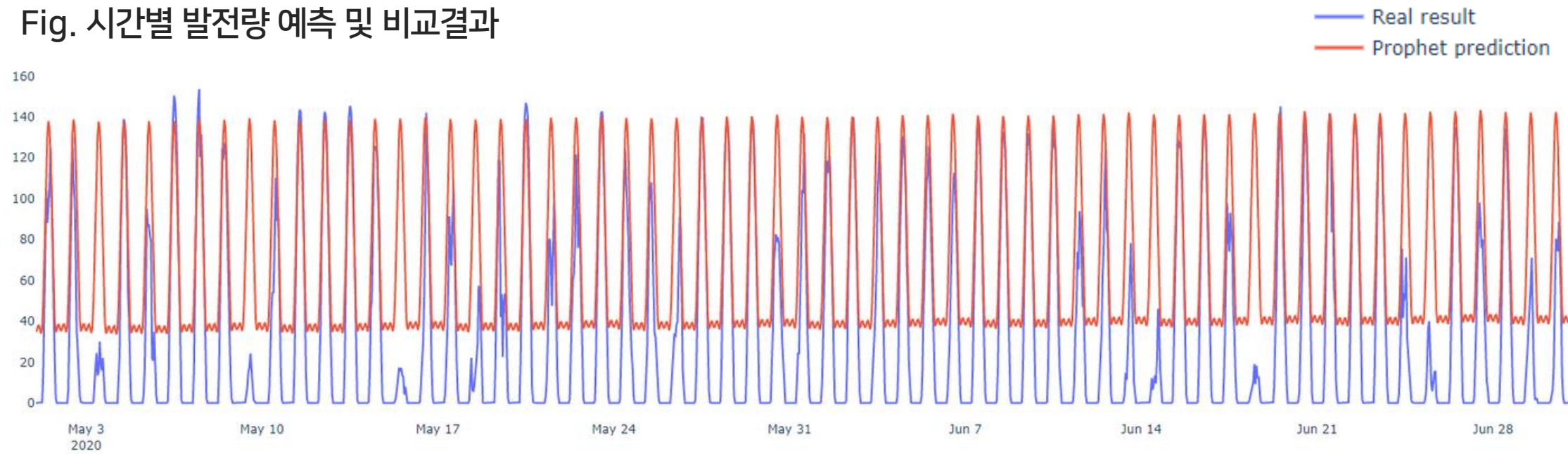
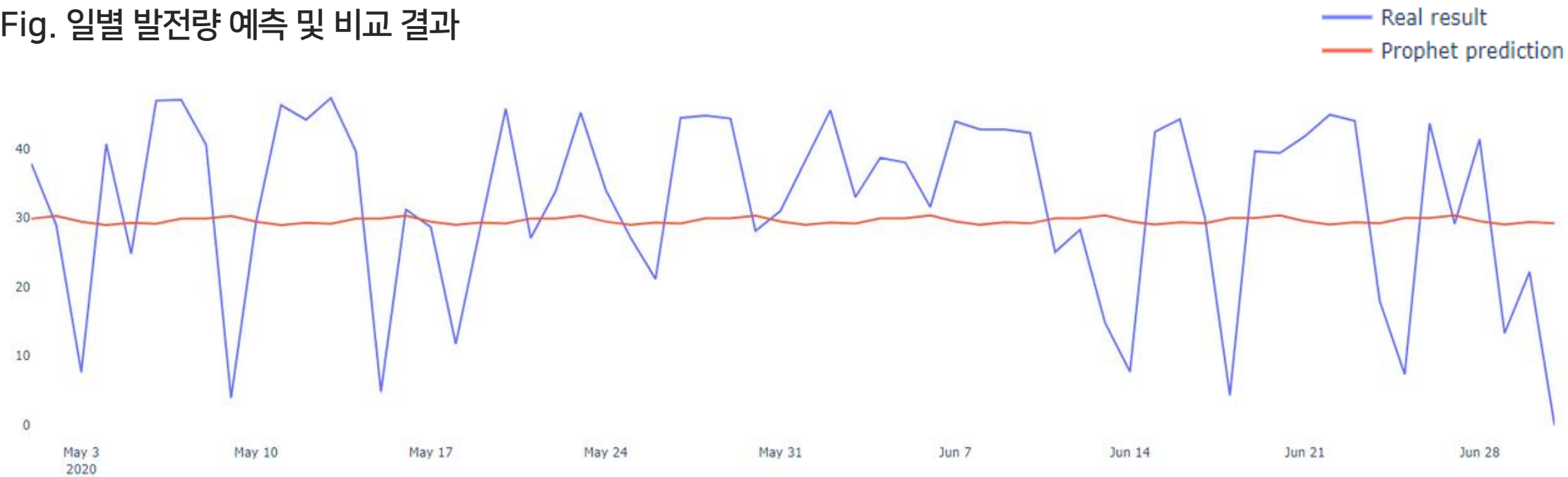


Fig. 일별 발전량 예측 및 비교 결과



시간에 따른 주기성이 있지만,  
유의미한 결과를 찾을 수 없음

## ARIMA

ARIMA(Auto-Regressive Integrated Moving Average)는 auto-regressive(AR) 모형과 moving average(MA)모형을 동시에 포함하는 시간의 흐름에 따른 관측값들의 확률구조를 고려한 모형<sup>19)</sup>

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \cdots \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

p : 자기회귀(AR) 차수, d : 차분, q : 이동평균(MA) 차수

## SARIMA

seasonal ARIMA 모델은 기존 ARIMA 모델에 계절 변동을 반영<sup>19)</sup>

$$\text{ARIMA } \underbrace{(p,d,q)}_{\text{비계절 요인}} \underbrace{(P,D,Q)}_{\text{계절 요인}}_s \quad \phi_p(B) \Phi_p(B^s) (1-B)^d (1-B^s)^D y_t = \theta_q(B) \Theta_Q(B^s) a_t$$

비계절 AR(p)
계절 AR(p)
비계절 차분 d
계절차분 D
비계절 MA(q)
계절 MA(q)

## 02. 프로세싱

# 데이터 분석 - 일변량 시계열 분석

Fig. 시계열 분해법을 적용 원본 데이터, 추세(Trend), 계절성(Seasonal), 불규칙요소(Residual) 그래프

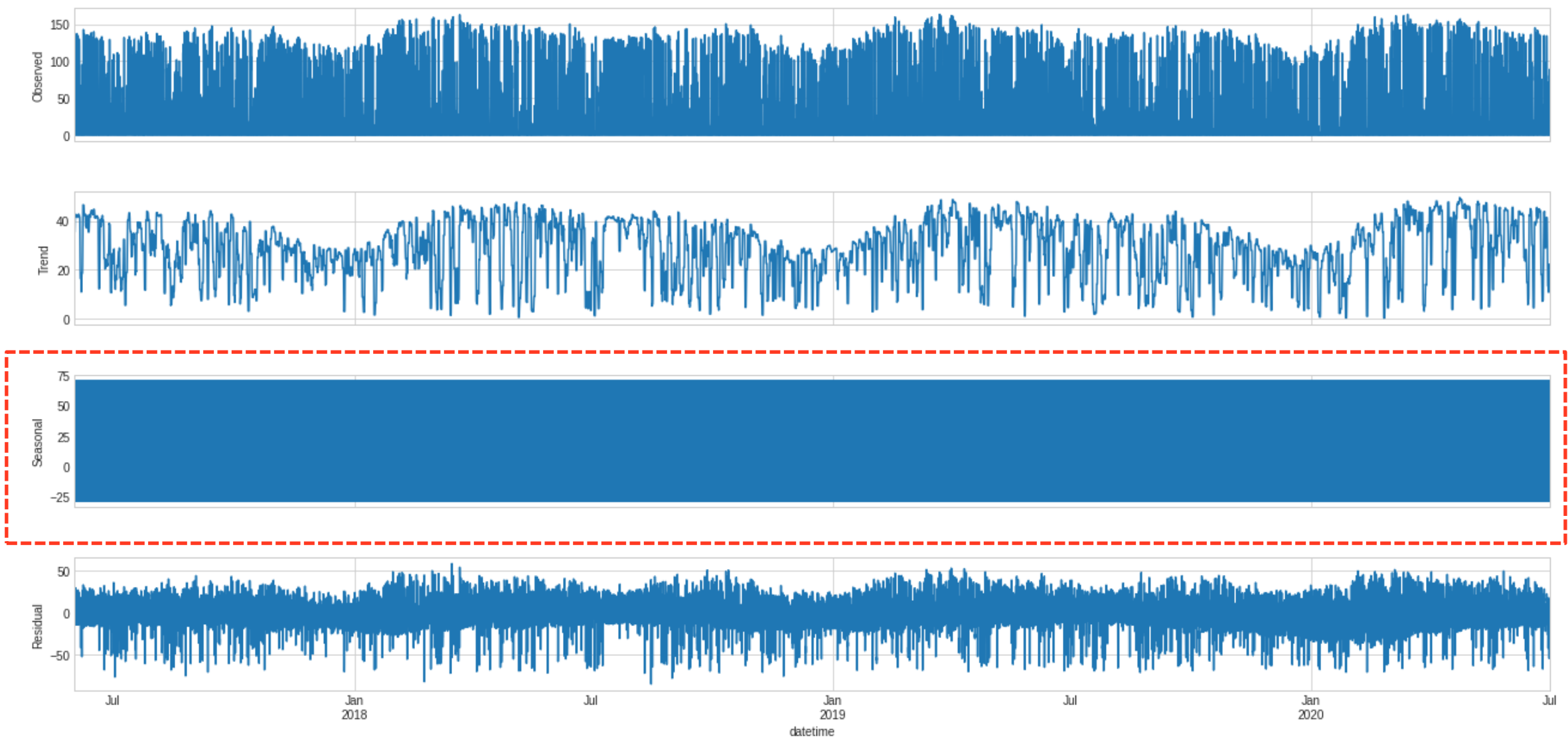
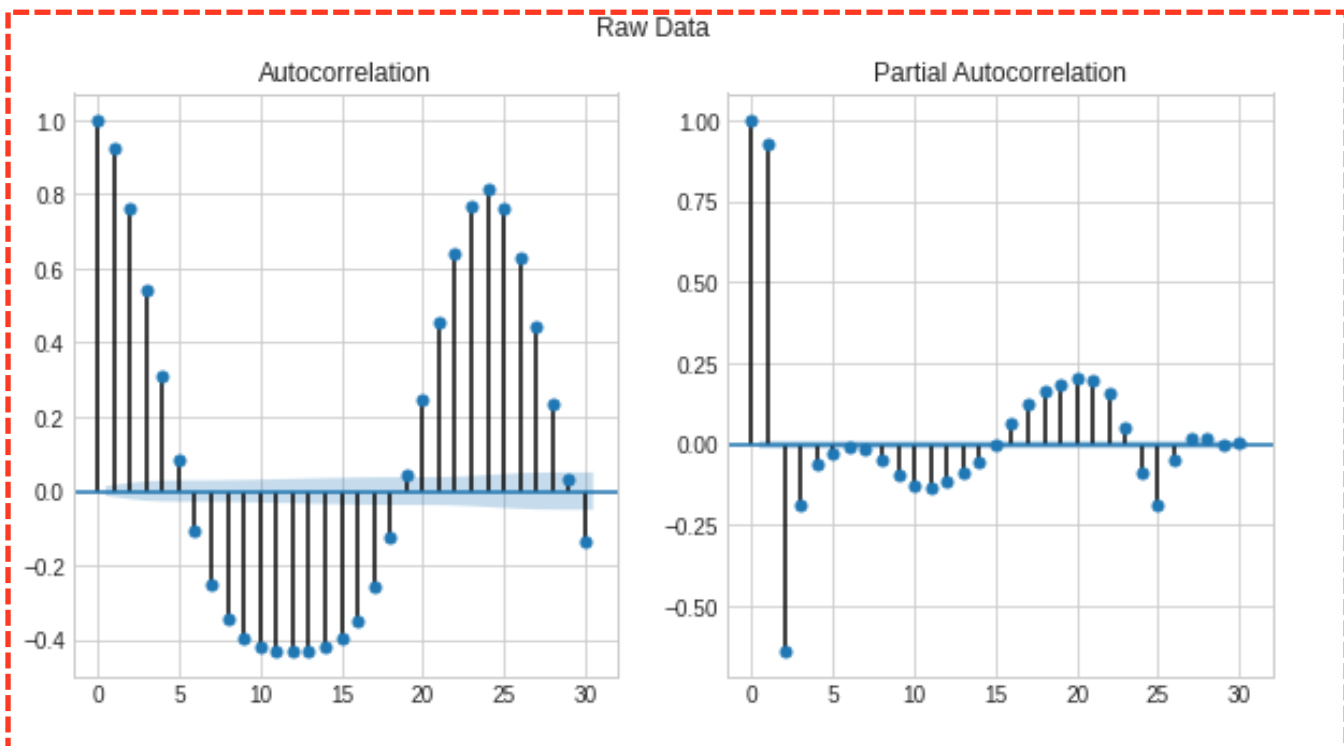


Fig. Autocorrelation function & partial autocorrelation function, 분포에 따른 모델 선정 기준 <sup>19)</sup>



Model	ACF	Partial ACF
MA( $q$ )	Cut off after lag $q$ ( $q$ 시차 이후 0으로 절단)	Die out (지수적으로 감소, 소멸하는 sine함수 형태)
AR( $p$ )	Die out (지수적으로 감소, 소멸하는 sine함수 형태)	Cut off after lag $p$ ( $p$ 시차 이후 0으로 절단)
ARMA( $p, q$ )	Die out (시차 ( $q-p$ )이후 부터 소멸)	Die out (시차 ( $q-p$ )이후 부터 소멸)

## 02. 프로세싱

### 데이터 분석 - 일변량 시계열 분석

Fig. 시간별 발전량 예측 결과

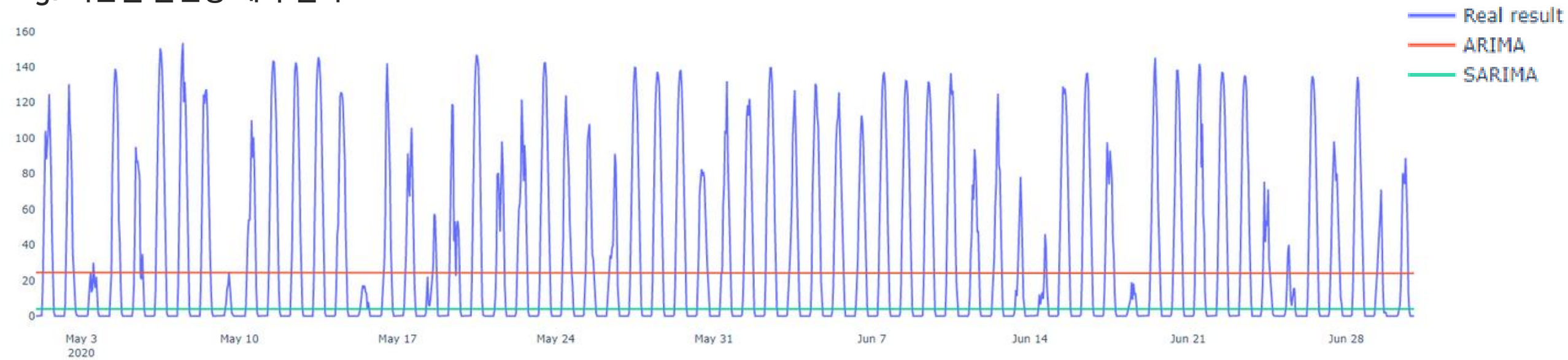
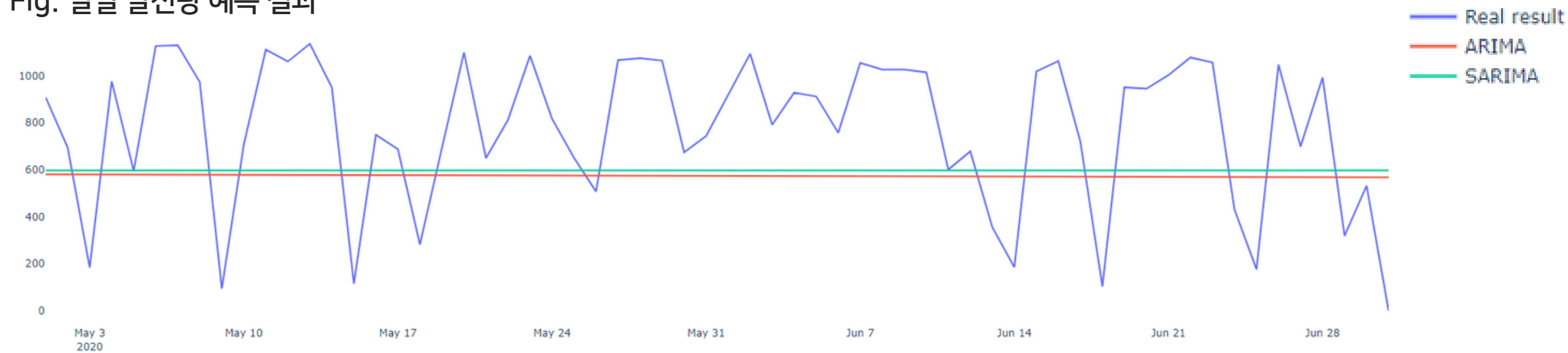


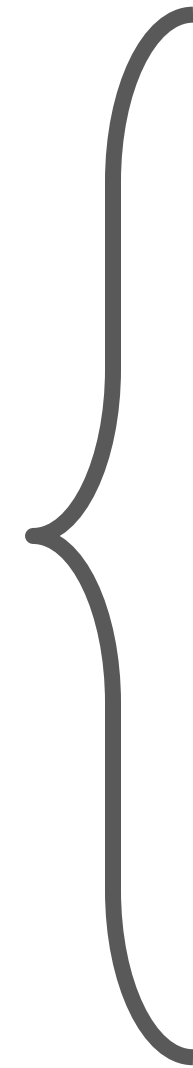
Fig. 일별 발전량 예측 결과



시간 주기에 따른 유의미한 변동성 없음  
→ ARIMA 모델에 적정하지 않음



다변량 시계열 분석

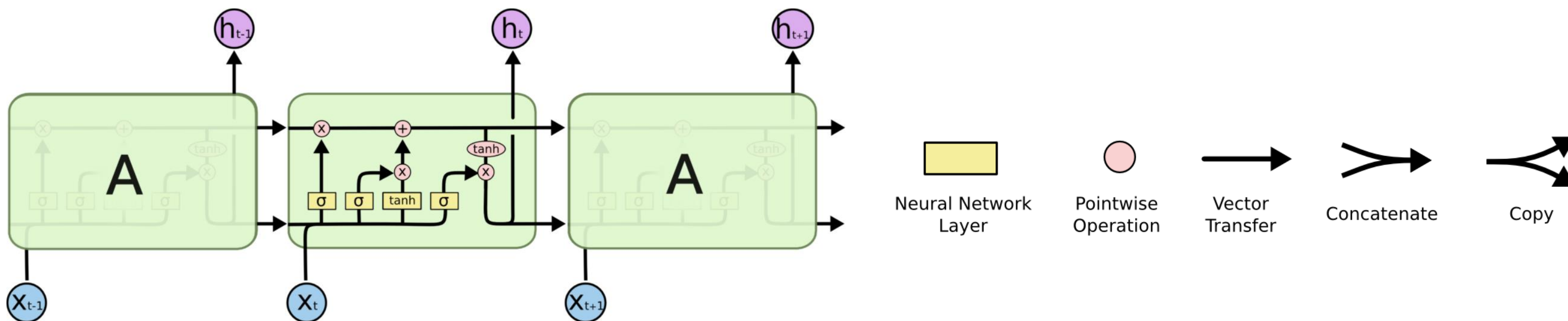


LSTM

CNN - RNN

# LSTM

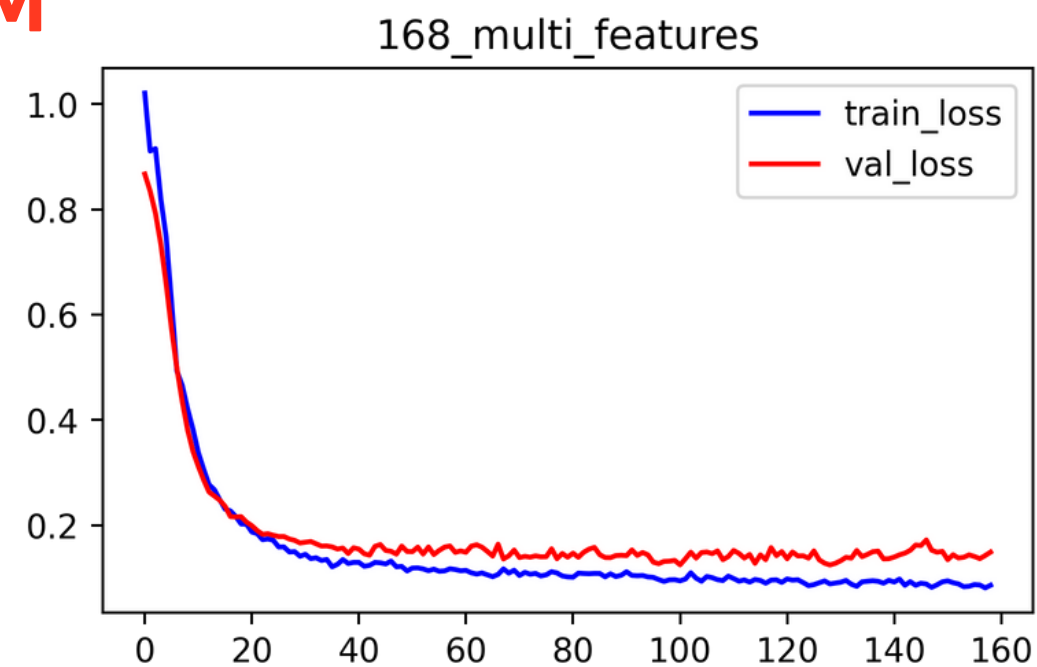
RNN의 변형 버전이며 긴 시퀀스 데이터에서 성능이 떨어지는 RNN의 특성을 보완하여 시계열처럼 긴 자료를 가지고 모델링할 때 쓰임  
RNN과 같은 체인 구조로 되어 있지만, 반복 모듈은 단순한 한 개의 tanh layer가 아닌 4개의 layer가 서로 정보를 주고받는 구조 <sup>19)~21)</sup>



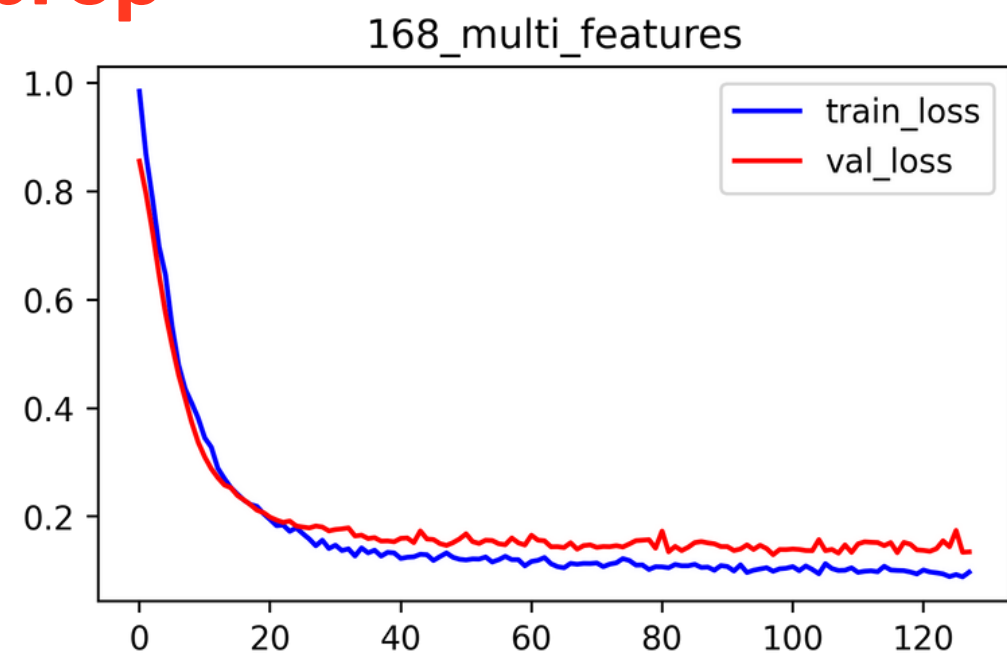
# 02. 프로세싱

## 데이터 분석 - 다변량 시계열 분석

### ADAM



### RMSprop

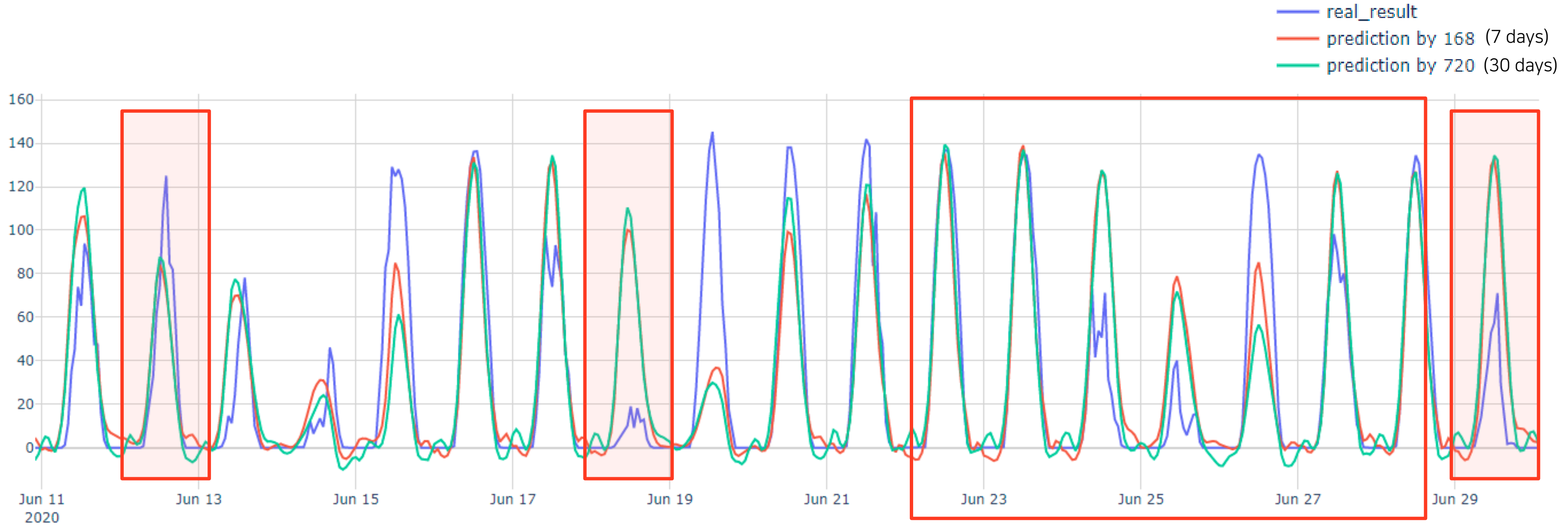


Past history	Optimizer	Max score
7 days	Adam	0.87
14 days	Adam	0.83
30 days	Adam	0.86
60 days	Adam	0.84
90 days	Adam	0.8553
7 days	RMSprop	0.838
14 days	RMSprop	0.851
30 days	RMSprop	0.812

Argument	Model
Model	LSTM
Parameter	LSTM Layer = 2
Past history	168 (7days)
Max_Score	87%
LSTM Layer1	32
LSTM Layer2	16
Epochs	300
batch_size	64
Optimizer	Adam

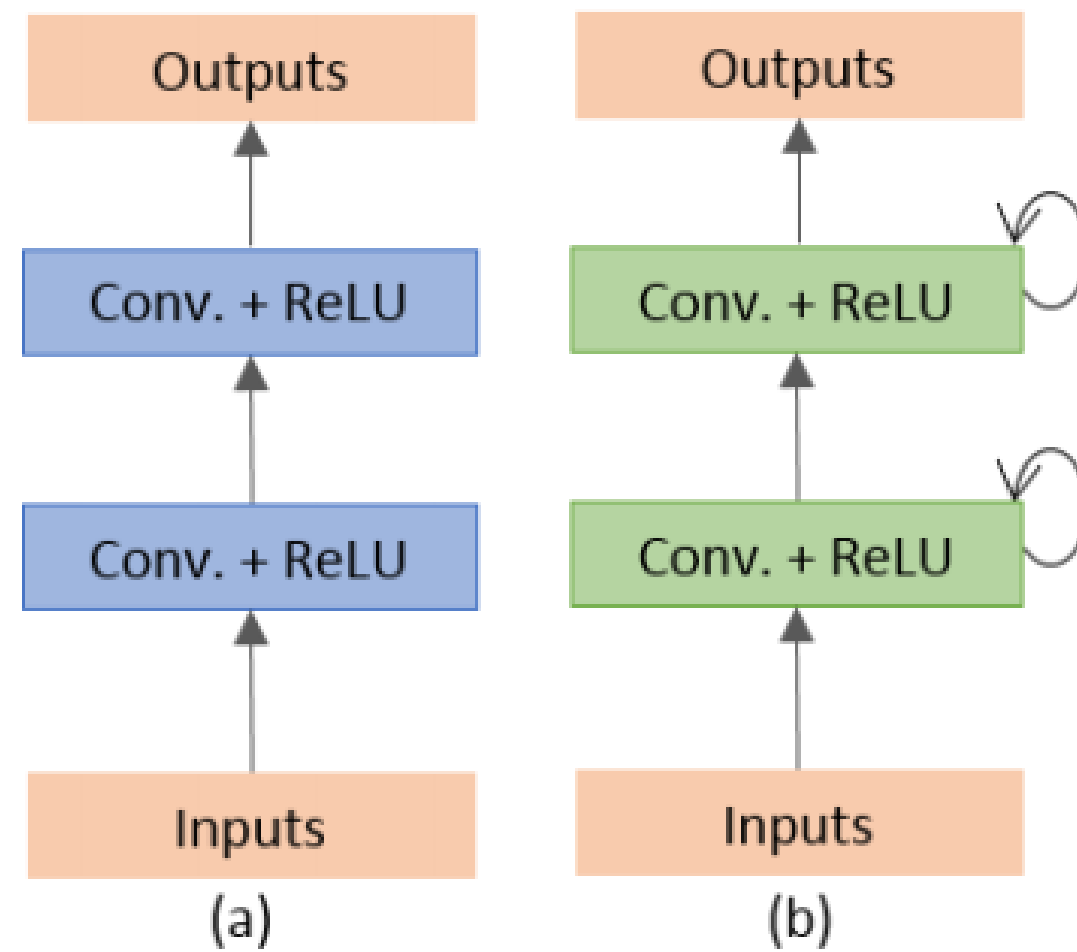
## 02. 프로세싱

### 데이터 분석 - 다변량 시계열 분석



# RNN - CNN

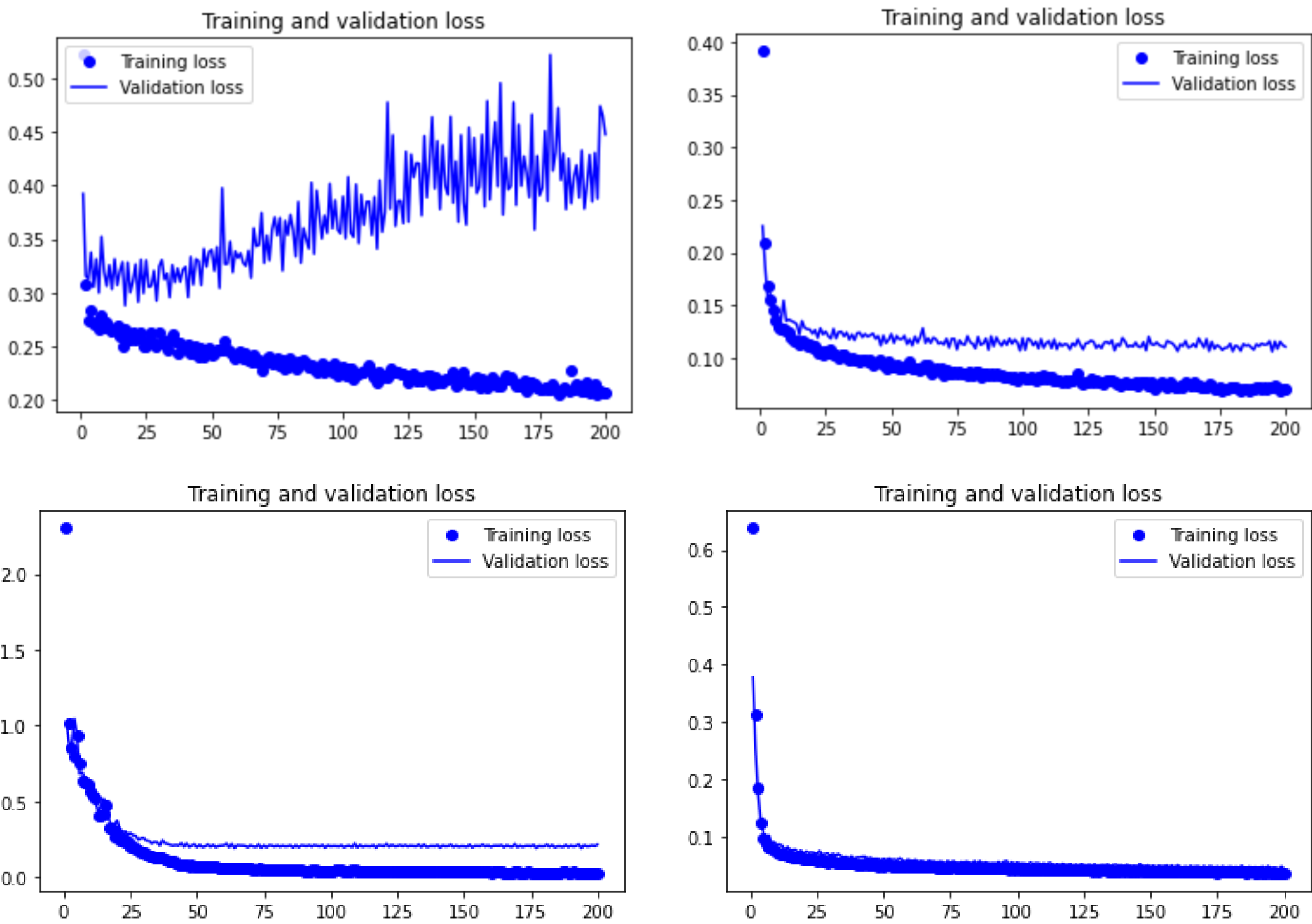
RNN과 CNN을 결합하여 사용하는 모델로, Conv의 속도의 경량함과 RNN의 순서 감지 능력을 결합한 전략으로, 텍스트 분류나 시계열 예측 같은 문제의 경우 빠르게 처리할 수 있음 <sup>27)</sup>





02. 프로세싱

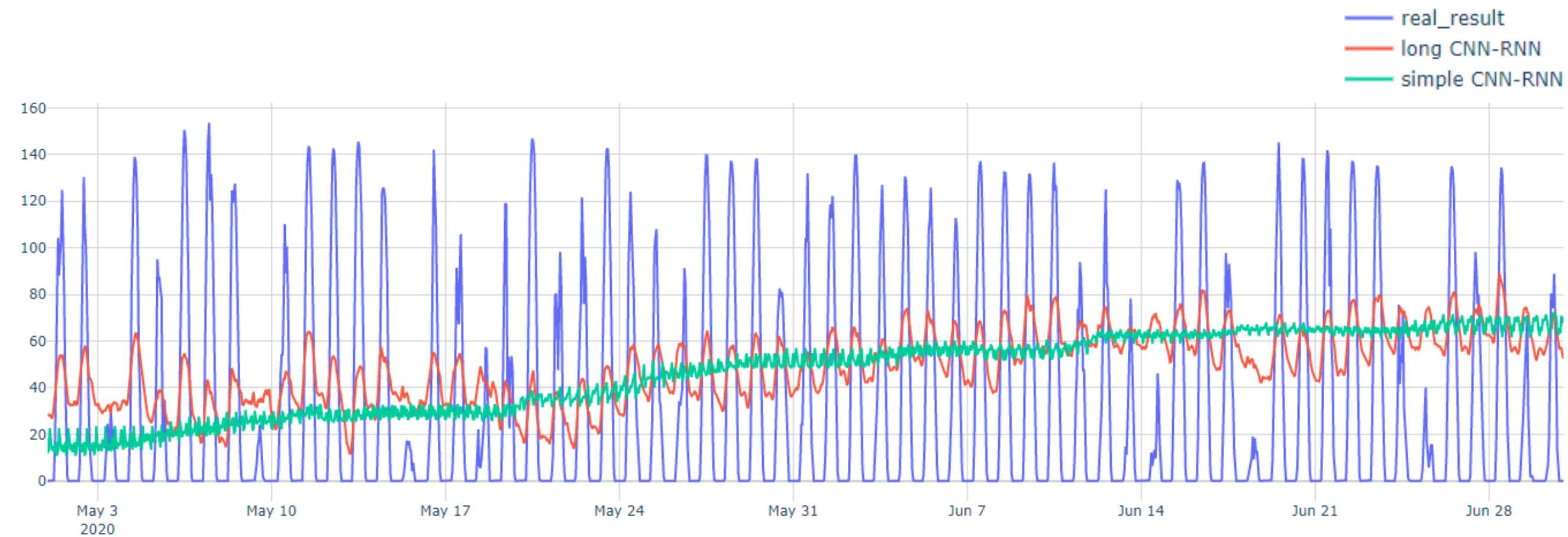
데이터 분석 - 다변량 시계열 분석



Argument	Long_Model	Simple_Model
Model	CNN-RNN	CNN-RNN
Parameter	Conv Layer = 2 GRU Layer = 1	GRU Layer = 1
Past history	720 (30days)	720 (30days)
Val_loss	0.13	0.9
Conv Layer1	32	-
Conv Layer2	32	-
Epochs	200	200
batch_size	200	200
Optimizer	Adam	Adam

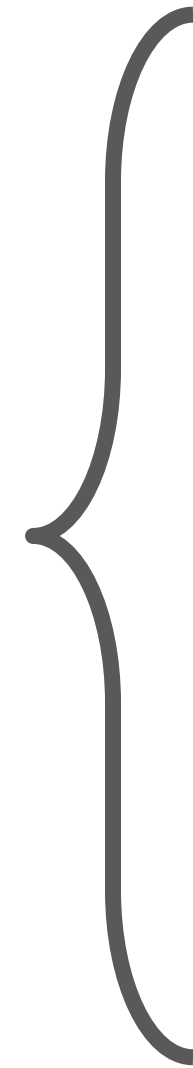
## 02. 프로세싱

### 데이터 분석 - 다변량 시계열 분석



시간에 따른 주기성이 있지만,  
유의미한 결과를 찾을 수 없음

회귀 모델



SVR

GBR

KNN regressior

### SVR

SVM(Support vector machin) 알고리즘을 사용하여 회귀모델을 구성하는 것으로, 제한된 마진 오류 안에서 가능한 많은 샘플이 구간 안에 존재하게 만드는 것을 목표로 학습<sup>28)</sup>

### GBR

CART 기반의 알고리즘으로, 여러 개의 약학 학습기를 순차적으로 학습하여 잘못 예측한 데이터에 가중치를 부여하여 오류는 개선하는 방법으로, 경사 하강법을 통해 가중치를 업데이트<sup>28)</sup>

### KNN regressior

단순한 머신 러닝으로 가장 가까운 이웃을 찾는 것이 모델의 예측 방식이며, 회귀의 경우 가장 가까운 이웃 데이터 포인트의 값을 추종하는 식으로 학습을 진행<sup>29)</sup>

02. 프로세싱

데이터 분석 - 회귀 모델

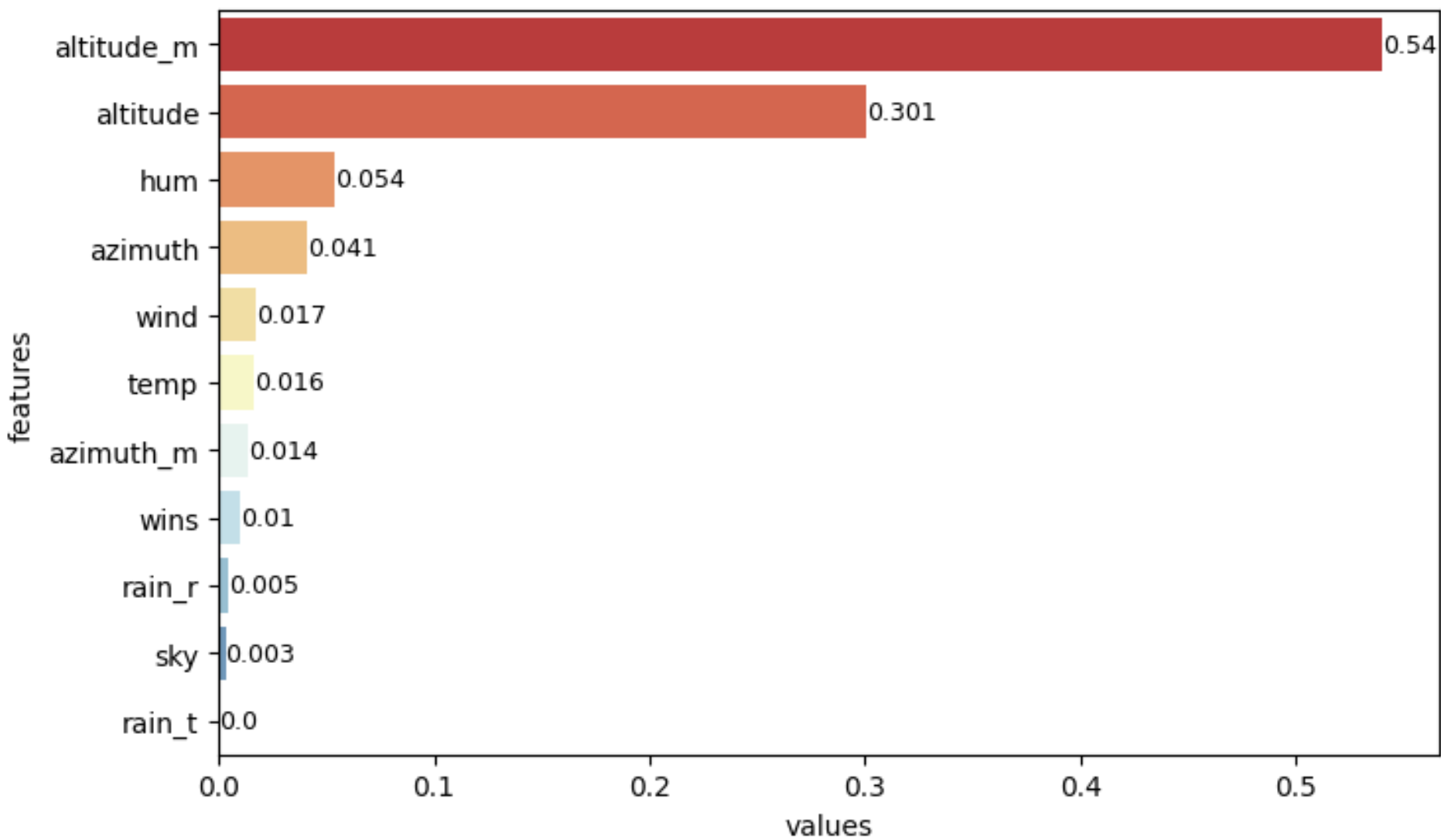
Model

Argument	Model 1	Model 2	Model 3
Model	SVM	GBR	Knn_regressor
Parameter	C = 800 Epsilon = 0.1	n-estimator = 300	n-estimator = 10
score	79%	81%	78%



Feature importance

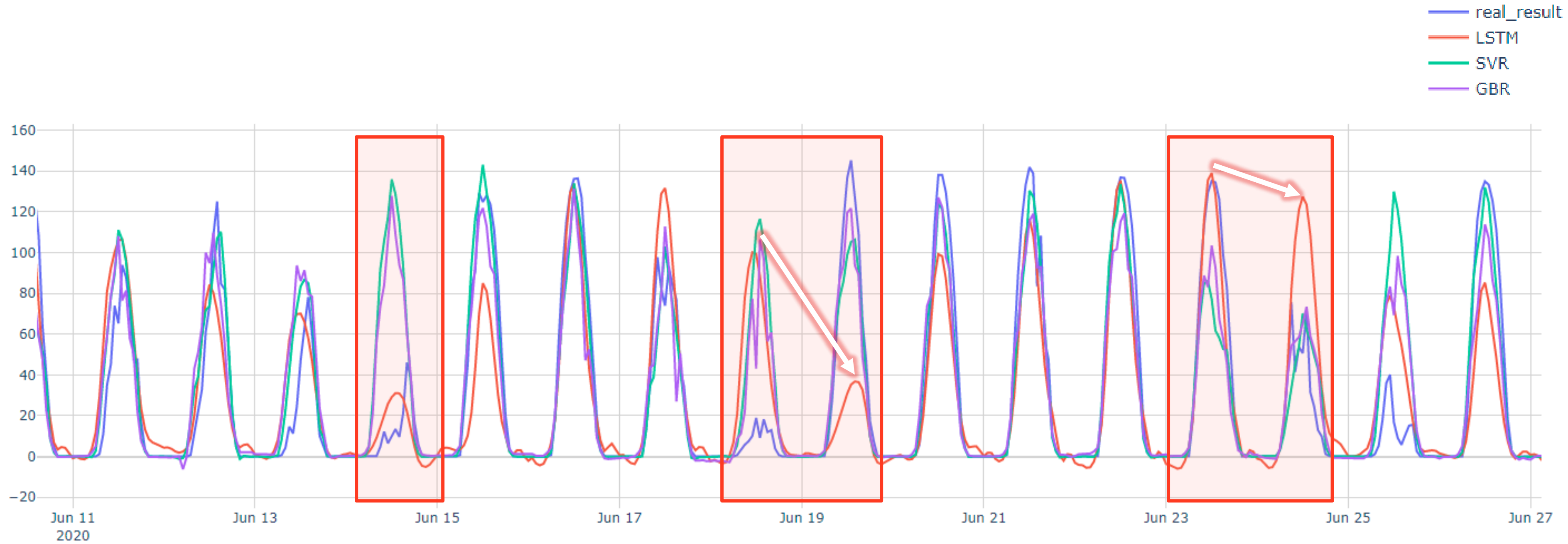
GBR\_Feature importance



상관 분석 결과

영어명 변수	한글명 변수	태양광 발전량과의 상관관계	
atitude	고도	1	0.8
altitude_m	고도_수학적 계산	2	0.74
azimuth	방위각	3	0.5
temp	기온		0.19
azimuth_m	방위각_수학적 계산		0.06
wins	풍속		0.03
wind	풍향		0
rain_t	강수 유형		-0.01
rain_r	강수 확률		-0.06
sky	하늘 상태		-0.08
hum	습도	4	-0.23

## 02. 프로세싱 데이터 분석 결과



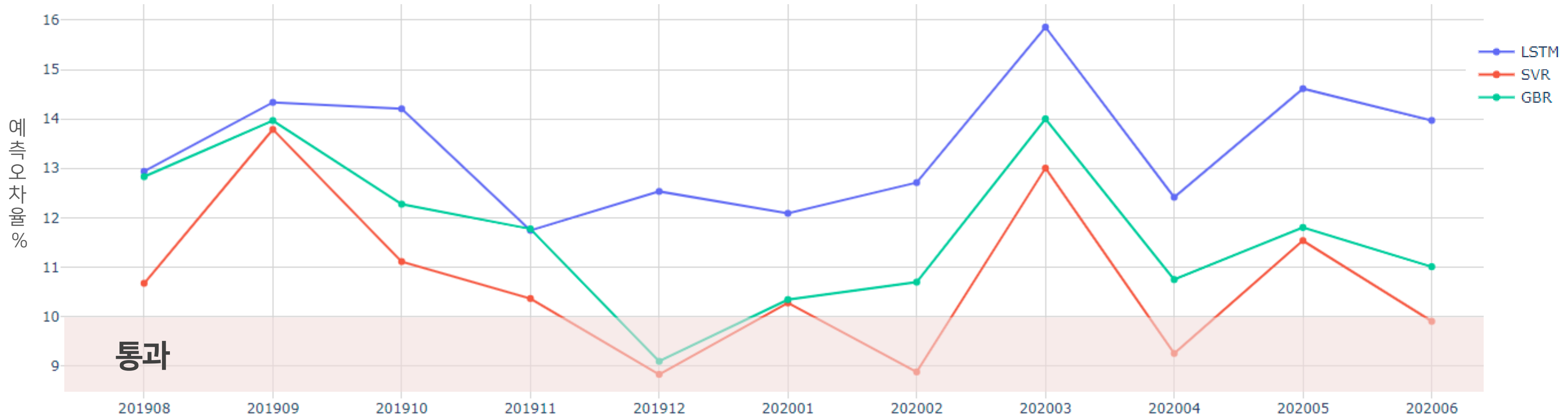
# 재생에너지 발전량 예측제도 - 계산식

$$\text{예측오차율(\%)} = \frac{|\text{발전량} - \text{예측값}|}{\text{설비용량}} \times 100$$

(단, 발전량이 설비용량이 10% 이상일 때만 계산)

통과기준 : 한달 평균 예측 오차율 10% 이하

하루동안의 평균 예측 오차율이 8% 이하인 경우, 태양광·풍력 발전량에 3~4원/kWh 정산금 지급



# 02. 프로세싱

## 데이터 분석 결과

모델 요약							
	시계열 분석				머신러닝		
	단변량 시계열 분석		다변량 시계열 분석		회귀모델		
	Prophet	ARIMA / SARIMA	LSTM	CNN-RNN	SVR	GBR	KNN_r
예측 결과	시간에 따른 태양광 발전량 의 주기성을 발견하지 못 함	계절성이 분명하지 않아 ARIMA 모델의 예측력이 떨어짐	높은 예측 정확도를 가짐  시간에 따른 발전량을 예측 하는 것보다 그 외 변수들의 영향을 많이 받음	주기성이 있으나, 정확도가 매우 낮음	기존 시계열 모델에 비해 가 볍고 높은 정확도를 가짐	매우 빠르면서 높은 정확도를 가짐	간단한 모델로 회귀 값 추론이 가능
한계점	Prophet 모델 자체로는 시간과 y 변수 간의 관계만 확인 가능	발전량 외 추가적인 외생변수 고려 필요	예상치 못한 기상 변수에 따 른 발전량 예측 정확도가 떨어짐  시계열의 특성을 고려하지 않은 모델의 예측 정확도가 더 높음	정교한 모델을 만들수록 지나치게 모델이 무거워짐	같은 머신러닝 모델과 비교 했을 때 연산 시간이 오래 걸림	발전량이 낮은 날의 경우, 예측 정확도가 낮음	과적합으로 인해 실사용이 어려움





03. 기대효과  
분석을 통한 인사이트 도출  
향후 개선 사항 및 기대 효과



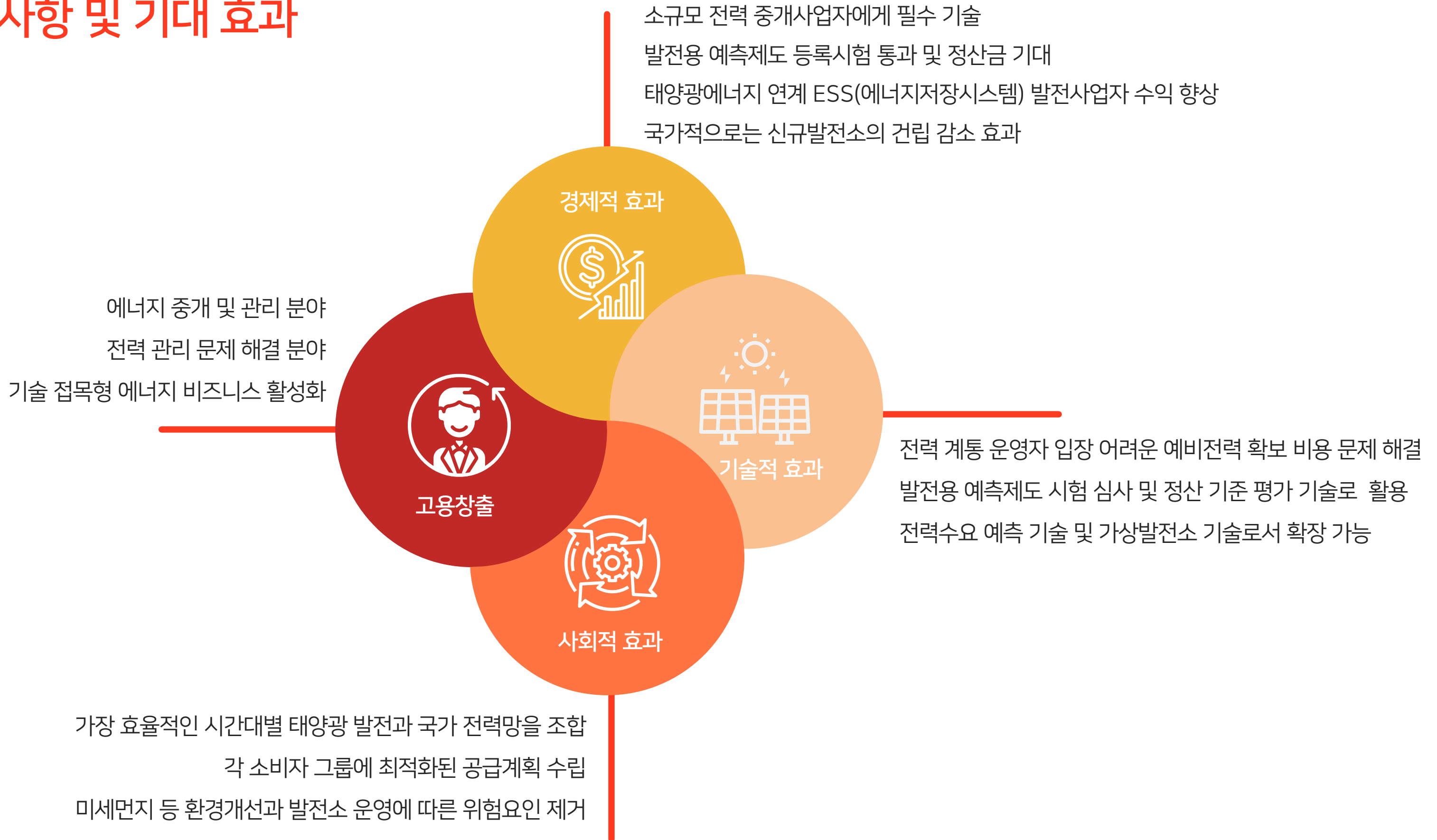
### 03. 기대효과

## 분석을 통한 인사이트 도출

- 01.** Prophet, ARIMA와 같은 단순(univariate) 시계열 분석 방법은 태양광 발전 예측에는 적합하지 않았다.
- 02.** 발전량이 낮은 날에는 LSTM의 예측력이 상대적으로 높았다.
- 03.** 발전량이 높은 날에는 SVR, GBR의 예측력이 상대적으로 높았다.
- 04.** 종합적으로 예측 정확도는 LSTM = 87%, SVR = 79%, GBR = 79%로 LSTM이 가장 높은 정확도를 보였다.
- 05.** 발전량 예측 제도 기준 평균 한달 예측오차율은 LSTM = 13.4%, SVR = 10.7%, GBR = 11.7%로 SVR이 가장 높은 정확도를 보였다
- 06.** 발전량 예측 제도 시험 통과 기준인 10% 내에 들지 못했다.

- 에너지 중개 사업자에게 발전량 예측 제도 기준을 충족하기 위한 예측 방법으로 SVR 분석을 제안 가능
- 추후 태양광 발전시스템의 속성(각도, 용량, 온도 계수, NOCT, 시스템 효율 등), 해당 지역 기후 속성(가시거리, 산란 상수, 지표반사도), 인버터 효율 등의 추가적인 변수를 적용한다면 한달 오차율을 10% 이하로 낮출 수 있을 것으로 기대됨

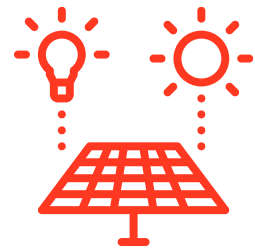
### 03. 기대효과 향후 개선사항 및 기대 효과



### 03. 기대효과

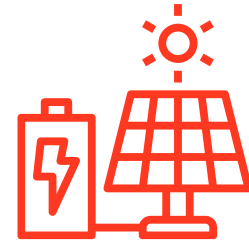
## 향후 개선사항 및 기대 효과

01



기후 데이터 외  
추가 데이터 적용을 통한  
정확도 향상

02



태양광 발전 예측 기반  
에너지저장시스템(ESS) 연계  
알고리즘 개발

03



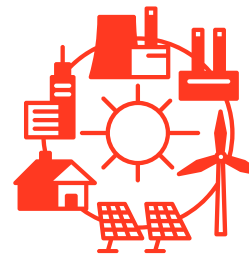
ESS 연동을 통한  
IoT 시스템 구현

04



에너지  
수요량 예측

05



에너지 프로슈머  
거래 활용

## 04. 개발 후기 및 느낀점



김윤희

태양광 발전량 예측 프로젝트에 참여하며 다양한 모델에 대해 고민해보고, 보다 깊게 학습할 수 있었던 것이 큰 소득이었습니다.



강주영

Prophet 분석에 대해 많은 정보가 존재하지 않아 초반에는 어려움을 겪었지만, 여러 시행착오를 통해 시계열 분석에 대해 배워볼 수 있었습니다.



고아름

이번 기회를 통해 태양광 발전예측을 심도있게 해 볼 수 있었고, 많은 ARIMA 모델과 태양광 발전량 예측에 적절한 모델을 이해 할 수 있었습니다.



유화영

다양한 모델을 사용하여 한가지 문제를 해결하는 과정을 경험해보며 앞으로 프로젝트를 진행할때 모델 학습 방법을 폭넓게 고민해보고 도전해볼 수 있을 것 같습니다.

# Reference

1. 손해용, '탄소중립' 어쩌나...지난달 석탄발전 58기 중 57기 가동, 중앙일보, <https://news.join.com/article/24123352>, 2021.08.08
2. 탄소중립 사회를 향한 그린뉴딜 첫걸음, 환경부, 2021년 8월 10일 접속, <http://me.go.kr/home/web/board/read.do?boardMasterId=1&boardId=1385320&menuId=286>, 2020-07-16
3. 2050 탄소중립시나리오 위원회 초안 발표, 대한민국 정책브리핑, 2021년 8월 10일 접속, <https://www.korea.kr/news/pressReleaseView.do?newsId=156465045>
4. 이건오, [2021 태양광 시장전망] 그린뉴딜 정책이 태양광 살려... REC, 계통 등 숙제 남아, 솔라투데이, <http://m.solartodaymag.com/news/articleView.html?idxno=10494>, 2021.01.05
5. 스마트그리드란?, KEPCO, 2021년 8월 10일 접속, <https://home.kepco.co.kr/kepco/KO/C/htmlView/KOCDHP00202.do?menuCd=FN05030502>
6. 재생에너지 발전량 예측제도 도입, 산업통상자원부, 2021년 8월 11일 접속, [http://www.motie.go.kr/motie/ne/presse/press2/bbs/bbsView.do?bbs\\_seq\\_n=163324&bbs\\_cd\\_n=81](http://www.motie.go.kr/motie/ne/presse/press2/bbs/bbsView.do?bbs_seq_n=163324&bbs_cd_n=81)
7. 차왕철, (2015), 태양광발전에 영향을 미치는 요소 분석을 통한 연간 발전량 예측에 관한 연구
8. 고해상도 기상기후정보, 국립기상과학원, 2021년 8월 19일 접속, <http://www.greenmap.go.kr/kr/main.do>
9. 알기쉬운 태양광발전 기초지식-9장 태양전지모듈의 설치 경사각도 및 방향, 태양광전문기업 솔라센타(주), 2021년 8월 19일 접속, <http://www.solarcenter.co.kr/web/community/page01.php?act=view&encData=aWR4PTE3MyZzdGFydD0wJnNrZXk9JnNzdHI9JmNhdGU9&code=1392782574>
10. 한국남부(주)\_부산복합자재창고 태양광발전실적, 공공데이터포털, 2021년 8월 10일 접속, <https://www.data.go.kr/data/15043385/fileData.do>
11. 기상청\_단기예보 조회서비스. 공공데이터포털, 2021년 8월 10일 접속, <https://www.data.go.kr/data/15084084/openapi.do>
12. 한국천문연구원\_태양고도 정보, 공공데이터포털, 2021년 8월 10일 접속, <https://www.data.go.kr/data/15012692/openapi.do>
13. 페이스북 Prophet 예측 Proceduer(페이스북 Prophet, R, Python) 논문, MCMC 기반의 모델(paper review), Kaggle&python, 2021년 08월 17일 접속, <https://koreapy.tistory.com/574>
14. Prophet, Facebook Open Source, 2021년 8월 11일 접속, [https://facebook.github.io/prophet/docs/quick\\_start.html](https://facebook.github.io/prophet/docs/quick_start.html)
15. Facebook Prophet Tutorial: How to Use Time Series Forecasting, Tessellation LLC, 2021년 8월 13일 접속, <https://tessellationtech.io/facebook-prophet-tutorial-time-series-forecasting/>
16. FaceBook Prophet for Time Series, Sailaja Karra, 2021년 8월 13일 접속, <https://sailajakarra.medium.com/facebook-prophet-for-time-series-cf26be1be274>
17. Time Series forecasting with Prophet, Kaggle, 2021년 8월 14일 접속, <https://www.kaggle.com/robikscube/time-series-forecasting-with-prophet>
18. Prophet을 활용한 Kaggle 문제 풀어보기", Better Than, 2021년 8월 15일 접속, <https://today-1.tistory.com/41>
19. 김성범, ARIMA 모델 개요, [https://youtu.be/ma\\_L2YRWMHI](https://youtu.be/ma_L2YRWMHI)
20. LSTM, ACODOM, <http://www.incodom.kr/LSTM>



# Reference

21. Long Short-Term Memory (LSTM) 이해하기, 개발새발로그, <https://dgkim5360.tistory.com/entry/understanding-long-short-term-memory-lstm-kr>
22. 손혜숙, 김석연, 장윤, 2020, 기상 예보를 활용한 LSTM 기반 24시간 태양광 발전량 예측 모델
23. 정준홍, 김동준, 심규언, 2021, 기상 정보를 이용한 태양광 발전량 예측 서비스 개발
24. 차왕철, 2015, 태양광 발전에 영향을 미치는 요소 분석을 통한 연간 발전량 예측 연구
25. 신동하, 김창복, 2018, RNN-LSTM을 이용한 태양광 발전량 단기 예측 모델
26. 이기현, 곽경일 외 3인, 2020, 부하예측 및 태양광 발전예측을 통한 ESS 운영방안 연구
27. 케라스 창시자에게 배우는 딥러닝
28. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn Kears & TensorFlow
29. Introduction to Machine Learning with Python(파이썬 라이브러리를 활용한 머신 러닝)



# 02. 프로세싱 데이터 수집

데이터 출처	사용 데이터	데이터 설명
	태양광 발전량	시간별 태양광 발전량 데이터
	태양의 남중고도	년월일 기준 태양의 남중고도 위치(9시, 12, 15시 18시 기준)

- 검색 내용

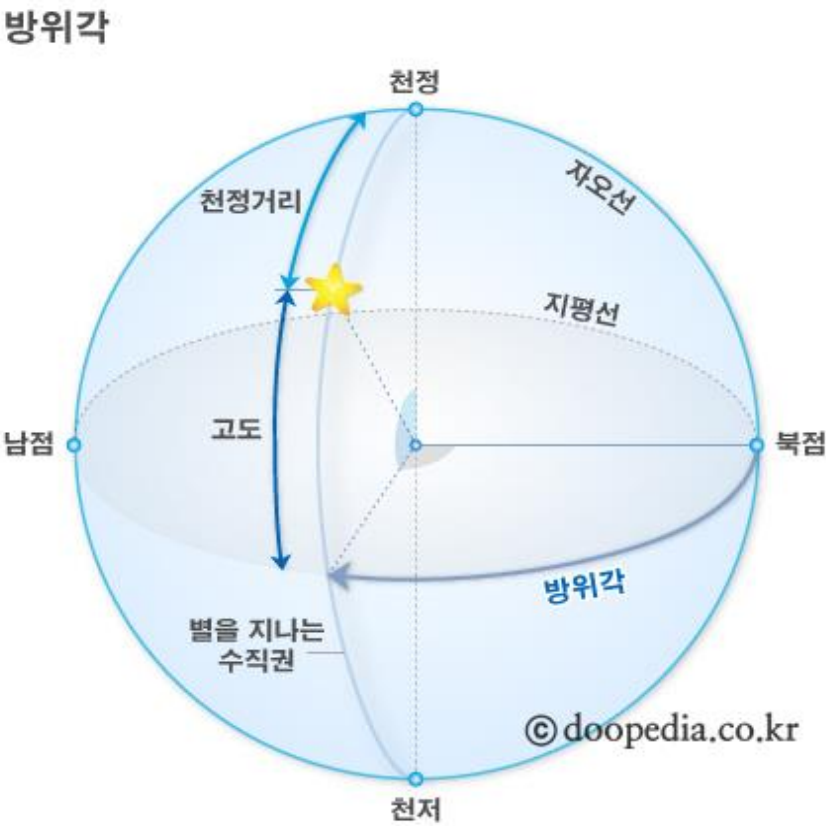
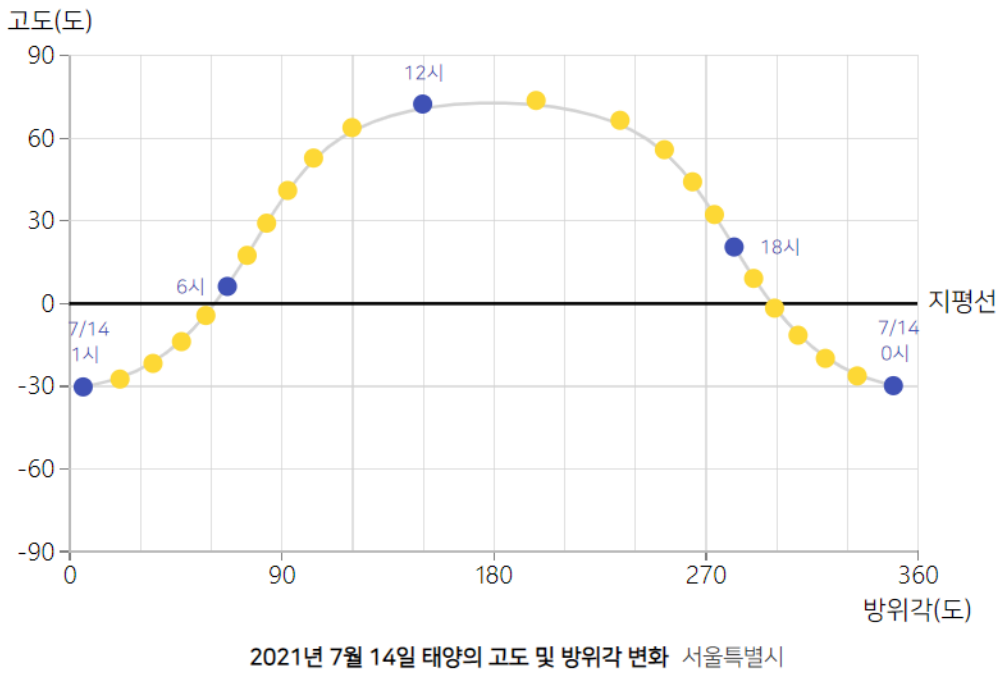
2021년 7월 14일 태양의 고도 및 방위각 변화

• 현재 지역

서울특별시

• 현재 위치

동경 126도 58분 1초 / 북위 37도 32분 59초



$$\sin \phi_s = \frac{-\sin h \cos \delta}{\sin \theta_s}$$

$$\delta_{\odot} = -23.44^{\circ} \cdot \cos \left[ \frac{360^{\circ}}{365} \cdot (N + 10) \right]$$

$$\cos \theta_s = \sin \alpha_s = \sin \Phi \sin \delta + \cos \Phi \cos \delta \cos h$$

where

- $\theta_s$  is the solar zenith angle
- $\alpha_s$  is the solar elevation angle,  $\alpha_s = 90^{\circ} - \theta_s$
- $h$  is the hour angle, in the local solar time.
- $\delta$  is the current declination of the Sun
- $\Phi$  is the local latitude